

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет інформатики та обчислювальної техніки**

**Кафедра технічної кібернетики**

«На правах рукопису»  
УДК 004.043

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Ігор ПАРХОМЕЙ

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2020 р.

**Магістерська дисертація**

**на здобуття ступеня магістра**

**за освітньо-професійною програмою «Інформаційне забезпечення  
робототехнічних систем»**

**зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»**

**на тему: «Автоматизований бот для торгівлі на крипто-валютній біржі»**

Виконав (-ла):

студент (-ка) II курсу, групи ІК-91мп,

Песоцький Олександр Віталійович \_\_\_\_\_

Керівник:

к.т.н., доцент,

Мелкумян Катерина Юріївна \_\_\_\_\_

Консультант з нормоконтролю:

к.т.н., доцент,

Пасько Віктор Петрович \_\_\_\_\_

Рецензент:

Директор КБИС, к.т.н., доцент,

Фіногенов Олексій Дмитрович \_\_\_\_\_

Засвідчую, що у цій магістерській  
дисертації немає запозичень з праць  
інших авторів без відповідних  
посилань.

Студент (-ка) \_\_\_\_\_

Київ – 2020 року

**Національний технічний університет України**  
**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра технічної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-професійна програма «Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Ігор ПАРХОМЕЙ

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2020 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**на магістерську дисертацію студенту**  
**Песоцькому Олександрові Віталійовичу**

1. Тема дисертації «Автоматизований бот для торгівлі на крипто-валютній біржі», науковий керівник дисертації Мелкумян Катерина Юріївна к.т.н., доцент, затверджені наказом по університету від « 26 » жовтня 2020р. № 3132-с

2. Термін подання студентом дисертації \_\_\_\_\_

3. Об'єкт дослідження – боти та алгоритми на крипто-валютній біржі

4. Предмет дослідження – алгоритми з системою підтримки прийняття рішень на крипто-валютній біржі.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити – аналіз існуючих рішень; аналіз та реалізація алгоритму; розробка програмного забезпечення; дослідження ефективності розробленого програмного забезпечення.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу – шість плакатів

7. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Перевірка на співпадіння	доцент Лісовиченко О.І.		
Нормоконтроль	доцент Пасько В.П.		

8. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Аналіз предметної області	13.09.2020 р.	
2	Постановка задачі	15.09.2020 р.	
3	Аналіз інформаційного забезпечення	20.09.2020 р.	
4	Аналіз алгоритмічного забезпечення	25.09.2020 р.	
5	Розробка алгоритмічного забезпечення	15.10.2020 р.	
6	Розробка програмного забезпечення	01.11.2020 р.	
7	Маркетинговий аналіз стартап-проекту	10.11.2020 р.	
8	Висновки	15.11.2020 р.	
9	Попередній захист	23.11.2020 р.	
10	Нормоконтроль	06.12.2020 р.	
11	Перевірка на співпадіння	10.12.2020 р.	
12	Захист	22.12.2020 р.	

Студент

Олександр ПЕСОЦЬКИЙ

Науковий керівник

Катерина МЕЛКУМЯН

## АНОТАЦІЯ

З появою та легалізацією крипто-валютного ринку він поступово набуває популярності в світі. Також як і на класичному фінансовому ринку, на ринку крипто валют з'являється досить багато торгових роботів. На даний момент часу, вони не спроможні повністю витіснити людську інтелектуальну працю, але спроможні частково, а в деяких випадках повністю, автоматизувати стратегії, а також помічати та обробляти великий обсяг інформації набагато швидше чим людина.

У результаті ми повинні отримати бота, який повинний збільшити ефективність швидкої оцінки ринкового стану, давати додаткові сигнали, щодо положення ринку, а також автоматизовані рішення для торгівлі на крипто-валютному ринку за допомогою сучасних технологій та алгоритмів.

Метою дисертації є створення системи підтримки прийняття рішень в вигляді бота, яка пропонуватиме користувачу оптимальні параметри та додаткові сигнали при торгівлі на крипто-валютній біржі.

Додаток, розроблений внаслідок виконання дисертації, дозволяє трейдерам робити розрахунки з вищою ефективністю та понизити ризик помилок.

Загальний об'єм роботи – 136 сторінки, 30 рисунків, 24 таблиці, 6 додатків, 14 бібліографічних найменувань за переліком посилань.

Ключові слова: торгівля крипто валютою, алгоритми прийняття рішень, технічний аналіз, нейромережі в торгівлі.

## ABSTRACT

With the emergence and legalization of the cryptocurrency market, it is gradually gaining popularity in the world. As well as in the classical financial market, in the cryptocurrency market there are a lot of trading robots. At this point in time, they are not able to completely displace human intellectual work, but are able to partially, and in some cases completely, automate strategies, as well as notice and process large amounts of information much faster than humans.

As a result, we should get a bot that should increase the efficiency of rapid assessment of the market situation, give additional signals about the market position, as well as automated solutions for trading in the cryptocurrency market using modern technologies and algorithms.

The purpose of the dissertation is to create a decision support system in the form of a bot, which will offer the user the optimal parameters and additional signals when trading on a cryptocurrency exchange.

The application allows traders to make calculations with higher efficiency and avoid mistakes.

Total capacity: 136 pages, 30 figures, 24 tables, 7 applications, 14 references.

Keywords: cryptocurrency trading, decision-making algorithms, technical analysis, neural networks in trade.

**Пояснювальна записка  
до магістерської дисертації**

на тему: *Автоматизований бот для торгівлі на крипто-  
валютній біржі*

Київ – 2020 року

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ .....	9
ВСТУП .....	10
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ....	13
1.1. Постановка завдання управління на фінансових ринках на основі теорії управління соціально-економічними системами .....	14
1.2. Класичні методи аналізу фінансових .....	20
1.2.1. Фундаментальний аналіз.....	24
1.2.2. Технічний аналіз фінансових ринків .....	27
1.3. СППР і методи інтелектуального аналізу даних.....	31
1.3.1. Системи підтримки прийняття рішень .....	31
Висновки до розділу .....	48
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТРЕЙДЕРОМ .....	54
2.1. Алгоритми методів технічного аналізу .....	56
2.1.1. Індекс відносної сили.....	57
2.2. Алгоритми методу економетричного моделювання.....	62
2.2.1. Модель узагальненої умовної авторегресивної гетероскедастичності.....	62
2.2.2 Метод максимальної правдоподібності.....	68
2.3. Алгоритми аналізу із застосуванням методів штучного інтелекту .....	75
2.3.1. Нормування даних для нейронних мереж .....	78
2.3.2. Алгоритми навчання багатопарового перцептрона .....	80
2.4. Методи і алгоритми нейромережевої класифікації ринкових ситуацій .....	91
2.4.1. Проектування архітектури нейронної мережі .....	95
2.4.2. Метод генерації вихідної вибірки для задачі нейромережевої класифікації ринкових ситуацій.....	99
2.4.3. Методика підтримки прийняття рішень і її алгоритм класифікації ринкових ситуацій	103
Висновки до розділу .....	107
РОЗДІЛ 3. ПРОЕКТНІ РІШЕННЯ ЩОДО РОЗРОБКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	109
3.1. Проектування бази даних .....	109

3.2. Розробка бота помічника .....	112
3.3. Дослідження працездатності системи .....	115
Висновки до розділу .....	117
<b>РОЗДІЛ 4. МАРКЕТИНГОВИЙ АНАЛІЗ СТАРТАП-ПРОЕКТУ .....</b>	<b>119</b>
4.1. Опис ідеї проекту .....	119
4.2. Технологічний аудит ідеї проекту .....	120
4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту .....	121
4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту .....	127
4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту .....	130
Висновки до розділу .....	132
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>133</b>
<b>ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>136</b>
<b>ДОДАТКИ .....</b>	<b>138</b>



## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) – модель авторегресивної умовної гетероскедастичності.

Business Intelligence (BI) – методи, інструменти та програмне забезпечення для бізнес аналітики.

Data Mining (ІАД) – методи і засоби отримання знань і закономірностей з «сирих» даних, засоби інтелектуального аналізу даних.

GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) – узагальнена модель авторегресивної умовної гетероскедастичності.

AR(k) – модель авторегресії k-го порядку.

АРКС(k, t) – модель авторегресії-ковзаючого середнього.

АРПКС(k, d, m) (ARIMA) – проінтегрована модель авторегресії-ковзаючого середнього.

ІНМ – штучні нейронні мережі.

ІСППР – інтелектуальна система підтримки прийняття рішень.

ММП (MLE) – метод максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation).

ПО – програмне забезпечення.

СППР (Decision Support System, DSS) – система підтримки прийняття рішень.

СК(m) – модель ковзаючого середнього m порядку.

СУБД – система управління базами даних.

## ВСТУП

В умовах поточної економічної реальності торгівля на крипто ринках стає все більш непередбачуваною і, як наслідок, ризикованою. Торгівля на фінансових ринках в сучасній дійсності вимагає від трейдера значно глибших знань, ніж 10-15 років тому, а саме умінь користуватися великою кількістю інструментів аналізу, швидкості реакції при реагуванні на зміни і прийняття обґрунтованих рішень.

Питання управління соціально-економічними системами і прийняття рішень в них носять яскраво виражену дисциплінарну спрямованість і є найбільш актуальними темами досліджень в сучасних науках про управління. Оскільки фінансові ринки є яскравими прикладами організаційних систем, інтерес до дослідження їх функціонування та управління ними підтримується на високому рівні. Особливо, зважаючи на те, що розміщення тимчасово вільних грошових коштів на фінансових ринках набуло в останні десятиліття велику популярність. При грамотному підході воно приносить більший прибуток, ніж банківські депозити або зберігання грошей у валюті.

Найчастіше, найпоширенішою практикою прийняття інвестиційних рішень широкою аудиторією є практика інтуїтивної торгівлі. Це тим більш парадоксально, адже основна маса гравців ринку досить непогано знайома з основами аналізу і в теорії могла б непогано заробляти на біржовій грі. Однак статистика показує, що переважна більшість трейдерів програє.

Безумовно, прийняття інвестиційного рішення на фінансовому ринку на основі фундаментального і технічного аналізу є раціональним і більш прибутковим, ніж на основі інтуїтивних припущень. Але так як фінансовий ринок є швидко розвиваючоюся динамічною системою, закономірності та спрямування, виявлені за допомогою відповідних на конкретний момент часу

методів аналізу та прогнозування, через деякий проміжок плину часу стають не такими ефективними для впровадження в реальній торгівлі.

Зростаюча швидкість еволюції торгівлі на біржі безумовно є імпульсом, що підштовхує до розробки все більш вдосконалених методів аналізу даних, що виникають на фінансових ринках, та класифікуються як складні організаційні системи. А для аналізу різнокритерійної множини інформації, з якої складається поточний стан ринкової ситуації, перед аналітичним складом стоїть задача вибору найбільш вигідних, визнаних, в той же час з високою достовірністю і ефективністю інструментів для підтримки прийняття рішення про здійснення угоди з тим чи іншим фінансовим інструментом.

На зміну інтуїтивній торгівлі, заснованій на власних припущеннях, приходять потужні інструменти системного аналізу станів ринкових систем, заснованих на найсучасніших розробках в сфері штучного інтелекту. Все більше число професійних трейдерів встають на бік технічного аналізу, який передбачає незалежність часового ряду котирувань конкретного фінансового інструменту від інших. Орієнтованість на самоопис тимчасового ряду, тобто припущення, що всі залежності і настрої ринку вже самі собою включені в динаміку тимчасового ряду, веде до зменшення прихильників використання фундаментального аналізу ринків, вираховувати величину капіталізації, оборотів, чистого прибутку та інших економічних показників компаній емітентів для визначення істинної вартості їх акцій. Часовий ряд кожного фінансового інструмента формується як динамічна колективна поведінка ринкового співтовариства, ґрунтуючись на реакціях учасників ринку на події, що відбуваються. Ще з розвитку хвильової теорії Елліотта зміцнюється думка, що в самих тимчасових рядах фінансових інструментів містяться приховані залежності і закономірності, виявлення яких гарантує високу

ступінь передбачуваності поведінки ринку. З появою нейромережевого апарату у прихильників даних ідей з'явилися реальні можливості утвердитися в своїй думці і на практиці застосовувати нейромережеві моделі для визначення внутрішніх неочевидних закономірностей розвитку динамічної системи – ринку конкретного фінансового інструменту.

## РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Фінансовий ринок є системою відносин, що виникає в процесі обміну економічними благами з використанням грошей в якості активу-посередника.

На фінансовому ринку відбувається мобілізація капіталу, здійснення обмінних грошових операцій, розміщення фінансових коштів в бізнесі і виробництві, надання кредитів і позик на різні терміни. У сукупності попит і пропозиція на капітал позичальників і кредиторів з різних країн утворюють світовий фінансовий ринок.

Фінансовий ринок поділяється на:

- Ринок капіталів (акціонерного і облігацій, векселів);
- Грошовий ринок;
- Ринок похідних інструментів (деривативів);
- Валютний ринок (форекс)
- Криптовалютний ринок

Аналіз фінансових ринків – комплексна і складна задача, що представляє собою аналіз великої кількості даних, серед яких виділяють котирування фінансових інструментів, обсяги торгів, економічні новини і події, значення макроекономічних показників. Більшість експертів в даній області сходяться на думці, що фінансовий ринок являє собою не стільки чітко вивірену статистичну систему, скільки досить сильно схильний до впливу психологічних факторів «організм». Але незважаючи на непередбачуваність психологічної складової, трейдери і аналітики ось уже друге століття не залишають спроб розробки все більш нових і досконалих методів та інструментів для прогнозування поведінки ринку і аналізу цін фінансових інструментів.

Спочатку спроби аналізу фінансових ринків зводилися до аналізу котирувань фінансових інструментів, як одновимірних динамічних часових рядів. Серед сучасних методів аналізу ринків виділяють методи системного аналізу, інтелектуальні методи аналізу даних, засоби штучного інтелекту і їх реалізацію в предметно орієнтованих системах підтримки прийняття рішень.

### 1.1. Постановка завдання управління на фінансових ринках на основі теорії управління соціально-економічними системами

Фінансові ринки є одним із різновидів складних соціально-економічних систем, управління якими вимагає розробки спеціалізованого інструментарію, спрямованого як на аналіз багатокритеріальної інформації, так і на підтримку прийняття рішень.

По мірі розвитку і вдосконалення соціальних і економічних інститутів їх аналіз та моделювання за допомогою стандартних математичних методів і алгоритмів ставало все більш важко здійснюваним завданням, що призвело до появи цілої галузі наукових знань, пов'язаної з розглядом їх як систем. Моделювання складно формалізованих системних процесів ставало можливим завдяки появі таких наукових дисциплін як системний аналіз, інформаційно-керуючі системи, прикладна інформатика, управління та прийняття рішень.

Якщо розглядати систему з точки зору кібернетичних наук, то в якості системи може виступати прості або складні, детерміновані або ймовірнісні комплекси з взаємопов'язаних компонентів. При цьому характер детермінованості або ймовірності визначається наявністю управління в системах. Також основною характеристикою системи є її здатність підтримувати цілісний характер. Всі ці умови та терміни властиві і фінансовим ринкам, як одним з представників соціально-економічних

систем, що дозволяє говорити про можливість аналізу фінансових ринків за допомогою підходів до управління соціально-економічними системами.

Основоположним поняттям теорії управління соціально економічними системами є така категорія, як «організація», що дозволяє перейти від розгляду управління соціально-економічними системами до теорії управління організаційними системами.

Організаційна система є об'єднанням об'єктів (людей, систем, регламентів), що діють спільно для досягнення певної мети за певними правилами. Під управлінням розуміється здійснення спеціалізованої, спрямованої діяльності для досягнення певного результату. А під механізмом (або технологією) управління розуміється сукупність дій, спрямованих на прийняття рішень. Серед функцій управління можна виділити наступні: прогнозування, планування, організація, облік, контроль та інші. Об'єктом досліджень в теорії управління організаційних систем є власне самі системи, а інструментом дослідження є математичне моделювання.

Фінансовий ринок можна розглядати як динамічні багатоелементні організаційні системи з невизначеністю, в яких є кілька учасників (трейдери, брокерські компанії, банки, інвестиційні фонди та інші), багаторазово приймаючих рішення одночасно і незалежно в умовах обмеженості володіння повною і вичерпною інформацією про поточну ситуацію на ринку. Невизначеність в фінансових ринках заключається в тому, що фактично не представляється можливим в обмежений термін для прийняття оперативного управлінського рішення обробити всю інформацію, яка є суттєвими властивостями системи і описує її стан, і, відповідно яка перетворюються в параметри для прийняття рішень. Тому системи управління фінансовими ринками приймають допущення, що полягає в аналізі та обробці тільки

обмеженого певного набору параметрів, які приймаються за опис «поточної ситуації на фінансовому ринку обраного фінансового інструменту/ів».

Для економічних систем, якою є розглянута система «ринків обраного фінансового інструменту», властива також відкритість, тобто можливість взаємодії з середовищем. Фінансові ринки в фізичному і інформаційному сенсі взаємодіють із середовищем, обмінюючись матеріальними ресурсами і постійними інформаційними потоками з зовнішніми задіяними об'єктами. При цьому у зовнішнього середовища фінансових ринків велика ступінь невизначеності. Якщо розглядати кожен окремий ринок для фінансового інструмента, як окрему систему, то в зовнішнє середовище такої системи також будуть входити і ринки інших фінансових інструментів. Заради зменшення цієї невизначеності і використовуються такі функції управління як моніторинг, аналіз поточного стану і прогнозування на фінансових ринках.

Якщо розглядати класифікацію механізмів управління з точки зору предмета управління, тобто який елемент системи підлягає змінам в процесі функціонування системи, можна виділити, наприклад, управління складом або структурою, управління порядком функціонування, інформаційне управління. В даному випадку під інформаційним управлінням розуміється управління тією інформацією про систему, яку можуть мати учасники організаційної системи на момент прийняття управлінського рішення. Для таких організаційних систем, як фінансові ринки, інформаційне управління є критично важливою частиною управління системою. Володіння і аналіз повноцінної багатокритерійної інформації про поточну ситуацію на фінансовому ринку обраного фінансового інструменту є одним з факторів успіху при прийнятті управлінського рішення щодо укладання угод з купівлі або продажу фінансових інструментів.



Одним з підвидів інформаційного управління в класифікації за функціями управління є прогнозування, яке виділяється як одна з технологій управління.

За допомогою прогнозування можна будувати в тому числі і економічні прогнози (наприклад, макроекономічних показників країни або регіону) і прогнози стану окремих ринків. Результат прогнозування може бути відображений різними методами і наданий для прийняття управлінського рішення.

Кожен з описаних кроків можна розписати і для обґрунтування необхідності в аналізі та управлінні такої соціально-економічної системою, як фінансовий ринок. Необхідність прогнозування в даній області особливо важлива, оскільки успішність або неуспішні прогнозів у напрямку руху тих чи інших ринків цінних паперів, товарних і валютних ринків веде не тільки до виграшу конкретного трейдера або брокера, а й в сумі до стабільності або дестабілізації економіки окремих країн і світовій економіці.

Об'єктом прогнозу на ринках можуть бути як ціни обраних акцій або ф'ючерсів в наступний момент часу, так і напрямок руху ринку в наступну задану кількість тимчасових інтервалів. Напрямок руху ринків можна в узагальненому вигляді характеризувати як динаміка зміни котирувань за певний майбутній інтервал часу до одного з трьох класів: зростаючий тренд (ситуація на ринку в даному випадку підходить для купівлі), спадний тренд (ситуація, що підходить для продажу), боковий тренд (ситуація очікування).

При аналізі та роботі з будь-якою соціально-економічною системою менеджери постійно стикаються з проблемою прийняття управлінських рішень, які полягають у виборі з різних альтернатив в напрямку розвитку бізнесу або соціального інституту, укладанні угод, інвестування, зниження ризиків та інших. При цьому прийняте менеджером рішення повинно

наближати до поставлених їм або системою більш високого порядку цілям. Рішення може прийматися спонтанно, оскільки прийняття рішення в цілому це вольовий і психологічний процес. Особа, яка приймає рішення може ґрунтуватися на різних підходах, наприклад, виносити рішення на основі свого або експертного досвіду, або звертатися до більш складного математичного апарату і логічним алгоритмам для визначення раціонального і більш оптимального рішення. Якщо розглядати соціально-економічні системи як організаційні системи, в них виділяють центр – гравець, що робить хід першим, який встановлює правила гри для інших, і агентів – гравців, що робить наступні ходи з урахуванням вибору першого гравця. При розгляді фінансового ринку як організаційної системи учасники (трейдери, брокерські компанії) є по суті агентами, так як перше рішення про стан системи, яка поставила напрямок розвитку системи було прийнято ще на стадії зародження ринку кожного конкретного фінансового інструменту.

У кожному конкретному випадку учасник того чи іншого ринку вибирає зі своєї множини допустимих дій. Позначимо за  $A$  таку множину варіантів:  $A = \{\text{продаж; купівля; очікування}\}$ . Вибрану дію позначимо за  $u$ , при цьому після вибору дії з фінансовим інструментом вона призводить до певного результату  $z$  ( $z$  належить множині допустимих результатів діяльності  $A_0$ ). Для дій з укладення угоди з фінансовими інструментами логічно розглядати множину допустимих фінансових результатів, до яких привела ця угода  $A_0 = \{\text{отримано прибуток; збиток; не отримується ні прибуток, ні збиток}\}$ .

При виборі дії учасник ринку має вподобання  $R_{A_0}$  з множини допустимих результатів торгової діяльності, яка полягає в отриманні прибутку від здійснюваних операцій з фінансовими інструментами.

При виборі дії учасник ринку з урахуванням своїх вподобань і функції зміни результату в залежності від навколишнього середовища  $\Theta$  (поточною ситуацією на ринку обраного фінансового інструменту), інформація про яку відображена в множині  $I$ , причому множина  $I$  може входити в множину всієї обстановки  $\Theta$ , але в обстановці також включається вся інформація, якою не володіє з тих чи інших причин особа приймаюча рішення (ОПР).

Завдання аналізу фінансового ринку з метою прийняття оптимального рішення його учасником зводиться до побудови такої цільової функції  $W_I(\cdot)$ , яка буде відображати залежність результату  $z$  від обраної стратегії дії  $y$  при початковому заданому інформаційному описі стану системи  $I$ .

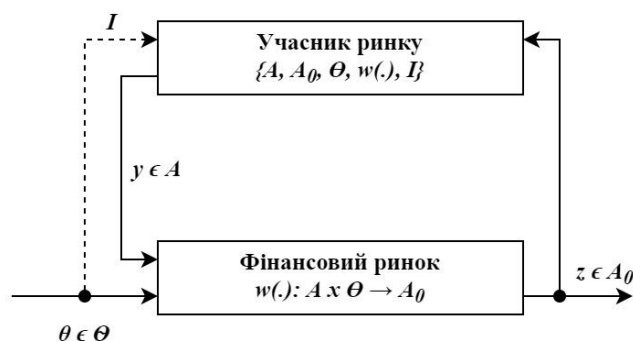


Рис. 1.1 – Структурна схема моделі прийняття рішення учасником ринку

Для формування даної цільової функції при управлінні організаційною системою можуть використовуватися різні підходи до аналізу даних і математичні моделі. Підходи до аналізу фінансових ринків для прийняття управлінського рішення поділяються як на більш формалізовані: технічний аналіз, економіко-математичне моделювання, так і на менш формалізовані, наприклад, фундаментальний аналіз. Серед формалізованих можна виділити особливий клас підходів інтелектуального аналізу даних  $I$ , серед яких виділяється неймережева методологія. Таким чином за допомогою неймережевої динамічної системи можна змодельовати процедуру прийняття рішення щодо укладання угоди для управління такою

організаційною системою, як фінансовий ринок обраного фінансового інструменту. На основі нейромережевої динамічної системи може бути реалізована інтелектуальна система підтримки прийняття рішень учасників ринку.

## 1.2. Класичні методи аналізу фінансових

Аналітиків фінансових ринків за своїми поглядами спочатку можна розділити на два напрямки в питанні прогнозування майбутнього фінансового ринку: фундаменталісти і чартисти (від слова «chart» – в перекладі з англійської «графік, чарт»). Фахівці, які дотримуються першого напрямку, будують свої прогнози на основі різних фундаментальних факторів і подій, що відбуваються в світі і країні. Це можуть бути новини самої різної спрямованості, починаючи з терористичних актів і закінчуючи виходом макроекономічних показників будь-якої держави. Прихильники другого напрямку використовують для аналізу ринків графіки динаміки цін, знаходячи закономірності в їх динаміці і прогнозуючи зміну цін за різними правилами технічного аналізу, використовуючи різні його інструменти, такі як індикатори і рівні. Фундаментальний і технічний аналіз – обидва напрямки по суті ґрунтуються на статистичних даних про ринки, але знаходяться на протилежних сторонах. Фундаментальний аналіз поглиблюється в причини походження хвилювань, формування і зміни трендів на фінансових ринках. У технічному аналізі вважається, що в результатах функціонування самого ринку – графіках цін, знаходять своє відображення все що відбувається в світі подій.

На Рис. 1.2 представлений графік зміни цін на деякий гіпотетичний фінансовий інструмент. При припущенні про заздалегідь відомому певну кількість наступних змін цін на ринку даного фінансового інструменту буде

існувати тільки одна оптимальна стратегія: продавати фінансові інструменти на піках цін ( $s$ ) і, відповідно, здійснювати покупку на впадинах ( $b$ ). Технічний аналіз ставить перед собою мету визначення точок розворотів в змінах ціни, концентруючись не на можливості визначення кожної з точки розвороту, а на визначенні істотних розворотів цін ( $S$  і  $B$  на Рис. 1.2). Аналіз таких моментів можливий в разі, якщо в рядах цін разом з випадковими змінами присутні і стійкі закономірності їх зсуву (тренди), які впливають на ціни фінансового інструменту протягом певних періодів часу. При уточненні поняття можна визначити технічний аналіз як мистецтво визначення на ранніх етапах розвороту тренда і проходження виявленому тренду до тих пір, поки зважена оцінка не покаже, що тренд знову розвернувся.

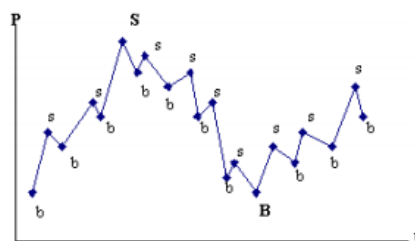


Рис. 1.2 – Модель циклів в графіках цін

Фундаментальний аналіз, на відміну від технічного, містить головну інформацію про ринок та ринкову ситуацію і надає змогу знайти причину зміни цін. Його можна розуміти, як вивчення подій, що відбуваються за графіками курсу фінансового інструменту.

Історія технічного аналізу бере початок в Японії, де ще три століття тому застосовувалася така форма подання руху ціни, як японські свічки, що одержала широке поширення в даний час в біржових торгових системах. Історія застосування технічного аналізу в західних країнах налічує трохи більше століття.

На початку дев'яностих років дев'ятнадцятого століття в Wall Street Journal з'явилася стаття Чарльза Доу, де викладені принципи, за допомогою яких, можна було вступати в угоди на покупку і продаж з мінімальним ризиком. І їм була сформульована теорія, визнана класичною в сучасній дійсності, і її принципи використовуються в тому чи іншому вигляді в багатьох методах технічного аналізу, теорема визначення напрямків руху ринку акцій. У 1932 році Робертом Реа теорія була доведена до її логічного завершення в книзі "Теорія Доу".

У тридцятих роках (1930-40 р.) публікувалися статті в двох різних напрямках. Перше (наприклад, Вайкоффа і Шабакер) представляло діаграми як графічний запис біржового попиту і пропозиції. Другі (наприклад, Елліотт і Ганн) займалися пошуком прихованих закономірностей на графіках. Праці Ральфа Елліотта були оформлені в Хвильову Теорію, яка відкрила для технічного аналізу використання чисел Фібоначчі. У 1948 році вийшла в публікацію книга "Технічний аналіз тенденцій акцій" в співавторстві Едвардса і Маги. У ній вони визначили такі відомі і донині моделі, як трикутники, прямокутники, "голова і плечі" та інші графічні моделі, а також відобразили ідеї про лінії тенденцій, рівнях підтримки і опору. На початку шістдесятих з'явилися і поширилися ковзаючі середні (КС). Основоположниками біржового методу КС були Річард Дончіана і Дж. М. Хрест. Дончіана розробив методику біржової стратегії, засновану на використанні декількох ковзаючих середніх, а Хрест в книзі "Чудо-прибутковість своєчасних угод з акціями" описав принцип використання КС для угод з акціями.

З появою комп'ютерів технічний аналіз став приймати більш математичну форму, почали з великою швидкістю розвиватися аналітичні методи, які використовують математичну апроксимацію і фільтрацію. На цей

час припадає створення Дж. Велс Уайдлера «Дирекційні системи», поява індикаторів: Відсотковий розкид Вільямса, Баланс обсягу Джозефа Гранвілла. На початку 80-х Джон Мерфі і Роберт Пріхтер систематизували методи і оформили технічний аналіз, як окрему прикладну науку.

У дев'яностих поширилася тенденція слідування за «гуру» (культові постаті ринку, які, зробивши собі гучне ім'я на декількох вдалих угодах на основі власних прогнозів, починали розсилати рекомендації по напрямку угод з тих чи інших акціях). Але проходження ринку за рекомендаціями «гуру» призводило до подальшого обвалу цін на ринку (або зростання, якщо рекомендований напрямок угод було іншим). Детальніше про цей феномен можна прочитати в книзі Олександра Елдера "Trading for a living". Подібне проходження за думкою значущого гравця ринку і наступні обвали свідчать про важливу і вагому «психологічну складову» в моделі функціонування фінансових ринків як систем.

Досить новий напрямок у прогнозуванні діяльності фінансових ринків – економетричні моделювання. Економетричні методи засновані на виявленні складних залежностей часових рядів цін фінансового інструменту, побудові математичних моделей. В даних математичних моделях котирування акцій і ф'ючерсів представляються у вигляді часових рядів, динаміку яких необхідно передбачити, наприклад, на основі попередніх значень, що призводило до використання авторегресійних рядів, або побудова моделей залежності котирувань, як основного фактора, від різних критеріальних факторів, таких як обсяг продажів, галузеві індекси. За своєю суттю ці методи близькі до індикаторів технічного аналізу. Але є більш складними і вимагають спеціальної математичної підготовки інструментами в порівнянні з більшістю технічних індикаторів і інших способів технічного аналізу, тому вони менш доступні будь-якому інвестору або трейдеру.

Не дивлячись на свої відмінності все методи аналізу фінансових ринків дотримуються єдиних постулатів:

1. Ринок враховує все. Суть постулату полягає в тому, що будь-який чинник, що впливає на вартість цінних паперів: економічний, політичний, психологічний, – заздалегідь врахований і вже відображений на ціновому графіку. Головним наслідком цієї передумови є необхідність уважного відстеження та вивчення динаміки цін. Ця передумова конфліктує з фундаментальним аналізом, в якому основна увага приділена вивченню факторів, після аналізу яких представляються висновки щодо руху ринку.

2. Рух цін підпорядкований тенденціям. Саме ця гіпотеза стала основою для розвитку всіх методик технічного аналізу, оскільки ринок схильний до тенденцій на відміну від хаотичного ринку можна аналізувати.

3. Історія повторюється. Технічний аналіз і дослідження динаміки фінансових ринків нерозривно пов'язані з вивченням їх психологічної складової. Курс цінних паперів являє собою угоду. Це ціна, по якій один інвестор згоден купити, а другий – продати. Величина, яка влаштовує і покупця, і продавця обумовлена їх очікуваннями. Якщо інвестор переконаний, що в майбутньому курс паперу буде підніматися, то він буде купувати; а якщо він переконаний у його падінні, він буде продавати. Таким чином прогнозування цін пов'язане з людськими очікуваннями.

#### 1.2.1. Фундаментальний аналіз

Фундаментальний аналіз розвивався поряд з другим важливим напрямком в аналізі фінансових ринків – технічним аналізом. Його послідовники прогнозують, що дійсні причини руху цін на ті чи інші фінансові інструменти можуть бути обґрунтовані і запрогнозовані,



основуючись на вивченні різноманітних макроекономічних показників і схожі реакції ринку на інформацію тих чи інших даних.

Фундаментальний аналіз застосовується як для передбачення розвитку ринку на великих проміжках часу (місяць чи рік), так і при деяких змінах може застосовуватися і для аналізу для входу в короткі позиції, що застосовується набагато рідше і викликає деякі сперечання серед аналітиків.

Основною працею з фундаментального аналізу американської школи є класична праця Б. Грема і Д. Додда «Аналіз цінних паперів» 1934 року. У ньому автори спираються на макроекономічні індикатори та індекси ділової активності ринку. Спочатку, фундаментальний аналіз застосовувався тільки для оцінки вартості компаній емітентів і, відповідно, її акцій, при цьому аналізувалися такі фінансові показники компанії, як чистий прибуток, чиста вартість і грошовий потік. Інвестори, ґрутуючись на даних показниках, приймали рішення про недооціненість або переоціненість цін акцій компаній. В даний час поняття фундаментального аналізу значно розширилося, і тепер в нього входять і аналіз економічних, політичних подій і навіть природних катаклізмів. А з розвитком засобів обчислювальної техніки і інтернет-технологій економічні події стали доступні інвесторам і трейдерам в режимі реального часу, що прискорює реакцію ринку на ту чи іншу подію.

Основні фактори, що впливають на зміну цін фінансового інструменту, можна розбити на три основні групи:

- політичні явища, кризові та природні явища;
- фінансова політика;
- економічні події.

До першої групи належать такі події, як зустрічі основних політичних лідерів країн, аналіз ринків, різні саміти, переговори щодо укладення великих міжнародних угод. Також кризові явища, як фінансового, так і соціального

або природного характеру: падіння ринків, крах великих банків, введення воєнного стану, народні хвилювання, революції, терористичні акти, і навіть повені та землетруси, – можуть надавати великий вплив на економіку досліджуваних країн.

До другої групи в першу чергу можна віднести найважливіший показник – ключова процентна ставка країни, тут же розглядають і інші складові фінансової політики: бюджетна, податкова, інвестиційна та кредитно грошова політика.

До третьої групи належать публікація макроекономічних показників та індикаторів. Макроекономічний фундаментальний аналіз має на меті виявити загальні тенденції, що характеризують економіку країни в цілому і великі її сектори. Виділяють основні макроекономічні показники в наступних сферах:

- валовий внутрішній продукт, виробництво і послуги;
- ринок праці, доходи і зайнятість;
- інфляція;
- фондові ринки.

Фундаменталісти виділяють новини очікувані (наприклад, публікація планових макроекономічних показників) і випадкові (такі як стихійні лиха, терористичні акти), з довгим (місяць, рік) і коротким (тиждень, день, всередині дня) циклом життя факторів, на світові новини, новини окремої держави і навіть окремого підприємства.

Всупереч на досить довгий проміжок часу і успішну історію застосування фундаментального аналізу, досить багато ринкових аналітиків сприймають його як пережиток, основуючись на положенні “ринок вже врахував все”, яке говорить, що всі макроекономічні показники закладені в змінах даних котирувань використовуваного фінансового інструменту. Також піддається критиці можливість оцінки результатів фундаментального аналізу,

так як в разі якщо фундаментальний прогноз виправдовується, по-перше, це можна пояснити з точки зору технічного аналізу, по-друге, це може бути випадковістю. Згідно з дослідженням відомого трейдера Ларрі Вільямса, прогнози аналітиків з Уолл-стріт щодо зміни цін фінансових інструментів збуваються лише в 34% випадків, що навіть менше, ніж якби прогнози робилися випадковим чином.

Але навіть самий скептичний критик, все ж не може не погодитися з тим, що основні економічні новини і події мають певний вплив на котирування фінансових інструментів. Тому в сучасній дійсності мало трейдерів не використовує в своїй повсякденній торгівлі інформацію про економічні новини і події, тим більше, що з появою інтернет економічних календарів, така можливість стала максимально доступна.

### 1.2.2. Технічний аналіз фінансових ринків

Технічний аналіз – метод аналізу і передбачення змін цін (котирувань) інструменту фінансового ринку в майбутньому основуючись на аналізі їх змін в деякому минулому. У основі лежить аналіз тимчасових рядів цін, що відображаються на графіках змін цін ( «чартах» – від англійського chart). У технічному аналізі використовуватися також інформація про кількість покупок/продажів, обсяги торгів конкретного фінансового інструменту в деякий період часу та інші статистичні дані. Частіше методи технічного аналізу використовуються для аналізу цін, що змінюються з часом, на біржах та фінансових ринках.

Виникненню технічного аналізу передували спостереження змін цін на різних фінансових ринках протягом декількох століть. У кінці 19-го століття американський журналіст Чарльз Доу написав серію записів про ринки цінних паперів, які потім стали основою його теорії. Метою теорії Доу є

виявлення змін в різних коливаннях ринку. Отриманий тренд часового ряду прогнозується існуючим, або істотним до того моменту, поки не буде отримана точка його розвороту. Теорія показує лише напрям тренду, і не передбачає тривалості тренда або розмірів та точок розворотів змін всередині нього.

Відповідно до теорії Чарльза Доу, більша кількість акцій практично весь час слідує певному внутрішньому тренду ринку. Для оцінки подібного "стану ринку" Доу сконструював два індекса, один з яких називається в даний час «Індустріальним індексом Доу-Джонса» (DJA), який розраховувався спершу за цінами 12 (в даний час 30) акцій великих компаній, так званих "блакитних фішок", другий індекс – «індекс залізниць Доу-Джонса», що будувався за цінами 12 акцій залізничних компаній. Теорія Чарльза Доу показує положення, що модифікації в цінах закриття відображають загальну оцінку і бажання учасників ринку, таких як дійсні, так і ті що є потенціальними. Ця теорія ґрунтується на обсязі продажів та співвідношенні цін, показує напрям тренда за різними рівнями підтримки. Індустріальний індекс і індекс залізниць повинні розглядатися спільно, тобто зміни, що відбуваються в одному з індексів, повинні підтверджуватися змінами в іншому.

Великий вплив на розвиток технічного аналізу зробила хвильова теорія Еліота. Основа принципу: зміни фінансових рядів мають циклічний характер. Концепція заснована на послідовності чисел Фібоначчі. Використовуючи характер природних циклів Елліотт показав на 80-річний період існування стійких циклів з 8 хвиль: 5 з яких піднімають ринок, а потім 3 опускають його (Рис. 1.3).

Основний найтриваліший цикл в теорії Елліотта – Великий Суперцикл, що складається з 8 хвиль суперциклу, кожна з яких в іншу чергу поділяється

на 8 хвиль більш малого циклу і так далі рекурсивно. Процес ділення триває, виявляючи головні (основні), проміжні (побічні), хвилинні хвилі.

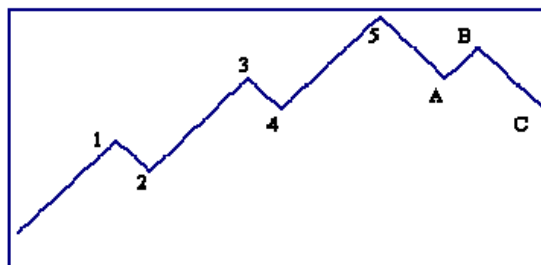


Рис. 1.3 – Цикл Еліота

За теорією Елліотта повний зростаючий-спадний ( «бичачий-ведмежий») цикл укладений між впадинами «ведмежих» фаз і складається з 8 хвиль. Зростаюча фаза має в собі п'ять хвиль: трьох хвиль зростаючих вгору (перша, третя і п'ята – хвилі імпульсів) і дві хвилі спадні, консолідації або корекції (друга і четверта – хвилі корекції). Зростаючий фаза складається з трьох хвиль: двох хвиль імпульсу і однієї хвилі корекції.

Еволюція комп'ютерних технологій у другій половині 20-го століття давало поштовх розробленню більш продвинутих інструментів і методів аналізу, а також появи нових методів, які використовують можливості обчислювальної техніки. В даний час з'являються нові індикатори ринків, розвиваються методики виявлення залежностей в змінах цін, формулюються нові теорії аналізу і прогнозування фінансових ринків, удосконалюються стратегії торгівлі фінансовими інструментами. Але в основі всіх найсучасніших методів технічного аналізу лежать логіка і принципи поведінки гравців фінансових ринків, закладені в, що стали вже класичними, теоріях Доу і Еліота.

У даний проміжок часу торгові системи дають трейдерам достатньо велику кількість технічних індикаторів. Під технічним індикатором мається на увазі якась функція, математична залежність, основана на статистичних

показниках торгів, при цьому при аналізі поведінки технічні індикатори дозволяють відстежити зміни тенденцій на ринку.

Є декілька груп технічних індикаторів:

- тенденційні індикатори – підтверджують чи спростовують тенденцію ринку;
- осцилятори – показують розворотні точки;
- канальні індикатори – указують на межі поточної тенденції.

Самими популярними в числі індикаторів тенденцій є класичні ковзаючі середні, а також, додатково можуть використовуватися різні інші доповнення методів перетину різноперіодичних ковзаючих середніх (Алігатор), і індикатор сходження-розходження ковзаючих середніх (MACD).

До широко використовуваним осциляторів виділяють стохастичний осцилятор чи Williams %R, а також індекс відносної сили (RSI), які можуть показати стан купівлі або продажності фінансового інструменту, користуючись певними статистичними закономірностями. Найбільш поширеним канальним індикатором є лінії Боллинджера. До цієї ж групи можна віднести лінію тренда, лінії підтримки і спротиву, що вказують на психологічні рівні.

У переважній більшості професійних трейдерів є свій набір технічних індикаторів, який трейдер використовує для прогнозування того чи іншого фінансового ринку чи інструменту. Частіше за все, саме аналіз ринку через настройку декількох технічних індикаторів, при цьому використовуючи різні групи, можуть дати найкращий результат з аналізу моментів ринку та в укладанні торгових угод.

До мінусів технічного аналізу ринків можна віднести непередбачувану реакцію ринку, яка може показуватися при виході різного роду економічних звітів і появою різних політичних чи економічних подій, що так чи інакше

стосуються фінансового ринку, що аналізується. У зв'язку з цим, більшість технічних аналітиків в деякій мірі застосовують в своїй роботі і інструменти фундаментального аналізу.

### 1.3. СППР і методи інтелектуального аналізу даних

#### 1.3.1. Системи підтримки прийняття рішень

Система підтримки прийняття рішень (СППР) (англ. Decision Support System, DSS) – це автоматизована комп'ютерна система, метою якої є прагнення в допомозі людям, яким необхідно приймати рішення в складних умовах для більш комплексного і об'єктивного аналізу деякої предметної області. Саме такими властивостями володіють процедура прийняття рішень на фінансових ринках, і, відповідно, застосування подібного роду систем є дуже затребуваним в сфері аналізу фінансових ринків.

Сучасні системи підтримки прийняття рішення використовуються для вирішення різного роду завдань у повсякденній діяльності. Також слугує інструментом, який повинен надати допомогу особам, які мають приймати рішення (ОПР). А також за допомогою СППР можуть бути вирішені деякі неструктуровані або слабко структуровані завдання, в тому числі підходять для вибору рішень в багатокритеріальних задачах.

Теорія систем підтримки прийняття рішень знаходиться на перетині мультидисциплінарних досліджень, що включають теорії штучного інтелекту, різноманітних баз даних, різних комп'ютерних систем та методів імітаційного моделювання і різних методів аналізу даних.

У даний час немає загальноприйнятого визначення СППР, так як архітектура і особливості реалізації СППР суттєво залежать від виду завдань, для вирішення яких вона розробляється, від наявних даних про моделюючу систему, інформацію і знань, а також від користувачів системи.

СППР має наступні основні характеристики:

1. СППР використовує як дані, так і моделі;
2. СППР використовуються для автоматизації процесів менеджерів при винесенні рішень для слабкоструктурованих чи взагалі неструктурованих задач;
3. СППР підтримують, а не втручаються в зміни, вироблення рішень;
4. Основна мета СППР – покращення ефективності.

Можна говорити про максимально задовольняючу поняттю СППР системі, якщо вона відповідає наступним параметрам:

- здатна оперувати зі слабо структурованими рішеннями;
- може бути застосована ОПР різного рівня;
- може бути адаптована для групового або індивідуального використання;
- може підтримувати взаємозалежні і послідовні рішення;
- підтримує основні три фази процесу підтримки рішення: інтелектуальну частину, проектування і кінцевий вибір;
- здатна адаптуватися до змін як підприємства, і його оточення;
- проста у використанні користувачами і модифікації системи розробниками;
- підтримує різноманітні методи вирішення;
- покращує ефективність процесу прийняття рішень;
- дає можливість користувачу керувати процесом прийняття рішень;
- може бути використана еволюційно, адаптуючись до нових вимог;
- може бути легко побудована по сформульованій логіці та архітектурі;
- підтримує моделювання;
- дозволяє використовувати накопичені знання.



Залежно від даних СППР можливо їх розділити на оперативні та стратегічні. Перші (оперативні) СППР використовуються у випадках необхідності моментального реагування на зміни поточної ситуації в управлінні економічними і соціальними процесами компанії. Стратегічні СППР використовуються в разі потреби аналізу значних обсягів різномірної інформації, яка може надходити з різних джерел. Основною метою СППР подібного роду є пошук найбільш прийнятних варіантів розвитку бізнесу компаній з урахуванням впливу різних чинників, серед яких можна виділити кон'юнктуру різних ринків, які є цільовими для конкретної компанії, зміни ринків капіталів, фінансових ринків, законодавства та інше.

У деяких визначеннях згадується можливість: включення до складу СППР функціональних можливостей штучного інтелекту. Існує чітке поняття – Business Intelligence Tools (інструментальні інструменти бізнес-аналітики) – програмне забезпечення, що надає користувачам можливість спостереження і використання великих обсягів складних даних.

Можна виділити три типи інструментальних засобів BI:

1. Засоби багатовимірного аналізу (On-line Analytical Processing, OLAP) – це таке програмне забезпечення, яке надає користувачеві можливість спостерігати за даними в різних сторін (напрямів, перетинів, тощо).
2. Інструментальні засоби запитів (Query Tools) – програмне забезпечення, яке дозволяє сформулювати запити до даних за змістом або зразком (патерни).
3. Інструментальні засоби пошуку даних (Data Mining Tools) – це таке програмне забезпечення, яке здійснює повний чи частковий автоматичний пошук важливих зразків (пошук-патернів), або неочевидних на перший погляд залежностей в даних.

У сфері бізнесу, управління та фінансів можна виділити різні класи аналітичних задач, для вирішення яких потрібне використання статистичних методів:

- горизонтальний або тимчасовий аналіз;
- трендовий аналіз (прогноз);
- вертикальний або структурний аналіз;
- порівняльний або просторовий аналіз;
- аналіз відносних показників;
- факторний аналіз.

Для задач аналізу фінансових ринків найбільш придатними є методи пошуку знань та корисної інформації в великому наборі даних, що аналізуються, які здійснюють виявлення деяких складно параметричних патернів, зразків, за якими діє досліджувана система.

#### 1.3.1.1. Дерева рішень

Дерева рішень – це один з існуючих методів автоматичного аналізу певних даних. Вперше спогади створення дерев рішень приводять до робіт Ховленда і Ханта в кінці XX століття. Роботою, яка стала важливою в розвитку даного напрямку, стала книга Hunt, Marin J., Stone, P.J "Experiments in Induction", 1966р.

Дерева рішень – це один із способів представлення правил у ієрархічній (послідовній) структурі, при цьому кожному об'єкту буде відповідати єдиний елемент (нода, вузол), що надає деяке рішення.

Під цим правилом зазвичай розуміється деяка логіка, або конструкція, яка представлена у вигляді: "якщо ..., то ...".

Припустимо задана деяка навчальна множина  $T$ , що містить деякі приклади (об'єкти), кожен з цих прикладів характеризується  $m$

характеристиками (атрибутами), причому один з них явно показує на приналежність приклада до деякого певного класу.

Ідею побудови дерев рішень з множини  $T$ , наведемо в інтерпретації Р. Квінлен (R. Quinlan).

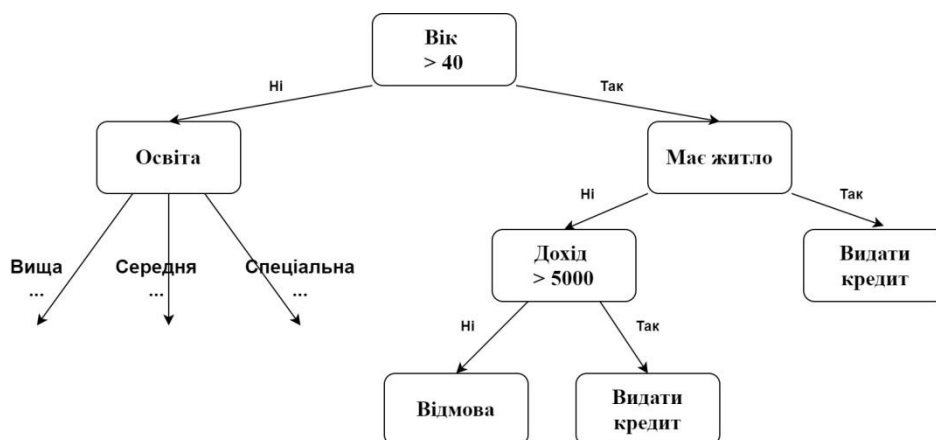


Рис. 1.4 – Приклад дерева рішень

Дерева прийняття рішень надають зручну аналітику візуалізацію даних, але в той же час вони мають ряд недоліків при вирішенні складних завдань, таких як аналіз фінансового ринку:

- вони використовують алгоритм «жадібності», при якому вибирається рішення на кожному вузлі, що не може забезпечити оптимальність всього дерева цілком;
- при конструюванні дерева може виникнути проблема зайвої глибини, що може привести до перенавчання і недостовірності наданих деревом результатів;
- при великій кількості критеріїв втрачається властивість репрезентативності дерева;
- при великих деревах в рішеннях виникають проблеми XOR, парності і мультиплексності;

- присвоювання більшої ваги атрибутам, які мають велику кількість рівнів.

Перераховані недоліки не дозволяють використовувати дерева рішень для аналізу ситуацій на фінансових ринках, так як дана задача є багатокритеріальною і для її вирішення необхідна обробка великої кількості різнорідних даних.

#### 1.3.1.2. Метод найближчого сусіда

Метод "найближчого сусіда" ("nearest neighbour") відноситься до класу методів, робота яких ґрунтується на зберіганні даних в пам'яті для порівняння з новими елементами. Даний метод по своїй суті відноситься до категорії «навчання без учителя», тобто є технологією, що сама навчає себе, завдяки чому характеристики кожної бази прецедентів з накопиченням прикладів поліпшуються з плином часу.

Для того щоб провести класифікацію заданої множини об'єктів методом найближчого сусіда на кожному кроці в матриці відстаней шукається мінімальне значення, відповідне відстані між двома найближчими кластерами. Знайдені кластери об'єднуються, утворюючи новий кластер. Ця процедура повторюється до тих пір, поки не будуть об'єднані всі кластери.

Спочатку кожен об'єкт являє собою окремий кластер:  $1, 2, \dots, n$ . В цілому метод найближчого сусіда є найпростішим метричних класифікатором, заснованим на оцінюванні подібності об'єктів. Об'єкт, який підлягає класифікації, відноситься до того класу, якому належать найближчі до нього об'єкти в навчальній вибірці.

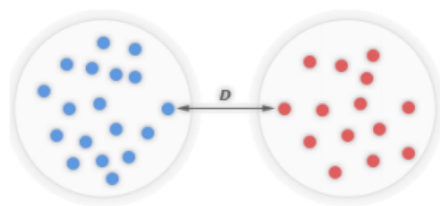


Рис. 1.5 – Відстань між класами

Простота використання є позитивною якістю даного методу.

Суть методу полягає в наступному:

1. Нехай задана деяка навчальна вибірка пари “об’єкт-відповідь”:

$$X^m = \{(x_1, y_1), \dots (x_m, y_m)\} \quad (1.1).$$

2. На множині задана функція відстані  $\rho(x, x')$ , причому чим більше значення цієї функції, тим менш схожі об’єкти.

3. Довільний об’єкт  $u$  породжує свою перенумерацію вибірки:

$$a(u) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{i=1}^m [y(x_{i,u}) = y] * w(i, u) \quad (1.2),$$

де  $w(i, u)$  задана вагова функція, яка оцінює ступінь важливості  $i$ -го сусіда для класифікації об’єкта  $u$ .

4. Для різних модифікацій методів найближчого сусіда вагова функція задається різним чином:

$$w(i, u) = [i = 1] \quad (1.3),$$

для найпростішого методу найближчого сусіда;

$$w(i, u) = [i \leq k] \quad (1.4),$$

для методу  $k$ -найближчих сусідів, де  $k$  – кількість сусідніх об’єктів, які визнаються найближчими;

$$w(i, u) = [i \leq k] q^i \quad (1.5),$$

для методу  $k$ -експоненціально зважених найближчих сусідів, де  $k$  – кількість сусідніх об’єктів, які визнаються найближчими,  $q$  – коефіцієнт зважування, покладається  $q < 1$ .

В алгоритмі найближчого сусіда існує проблема вибору кількості сусідів. При  $k = 1$  алгоритм найближчого сусіда нестійкий до шумових викидів: він дає помилкові класифікації не тільки на самих об'єктах-викидах, а й на найближчих до них об'єктах інших класів. При  $k = m$  алгоритм надмірно стійкий і вироджується в константу. На практиці оптимальне значення параметра  $k$  визначають за критерієм змінного контролю, найчастіше – методом виключення об'єктів по одному. Такий метод перебору і виключення є досить трудомістким і тривалим.

При використанні методу найближчого сусіда особливу увагу слід приділяти вибору міри відстані між об'єктами. На основі неї формується початкова матриця відстаней, визначаючи подальший процес класифікації. Найчастіше мірою береться звичайне евклідова відстань, що породжує певні сумніви в тому, чи дійсно всі ознаки вносять однаковий вклад в загальну вагу. Дану міру відстаней досить проблематично адекватно виділити для складних систем, таких як фінансові ринки. Також при використанні методу на великих обсягах даних, встають технічні питання про необхідність зберігання занадто великої кількості даних і оптимальному алгоритмі пошуку серед них  $k$  найближчих сусідів, які можуть бути вирішені проріджуванням вибірки, видаленням неінформативних об'єктів, що, по-перше, вимагає додаткових тимчасових і ресурсних витрат з боку аналітика, по-друге, може привести до втрати даних і, як наслідок, зменшення ненадійності виконаної класифікації.

### 1.3.1.3. Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (SVM – support vector machines) – це деякий набір схожих алгоритмів «навчання з учителем», що використовуються для

задач класифікації та регресійного аналізу. Даний метод відноситься до лінійних класифікаторів.

Основна ідея методу опорних векторів полягає в перекладі вихідних векторів в простір більш високої розмірності і пошук розділяючої гіперплощини з максимальним зазором в цьому просторі. Дві паралельні гіперплощини будуються по обидва боки гіперплощини, що розділяє класи. Розділяючою гіперплощиною буде гіперплощина, що максимізує відстань до двох паралельних гіперплощин. Чим більше відстань між цими паралельними гіперплощинами, тим менше буде кожен об'єкт даних представлений як вектор (точка) в просторі (послідовність чисел). Досліджується можливість поділу точок гіперплощин розмірністю  $p-1$ . Це типовий випадок лінійної роздільності. Гіперплощин може бути досить багато, але необхідно знайти таку гіперплощину, щоб відстань від неї до ближньої точки була максимальною. Відстань між двома найближчими точками, розташованими по різні боки гіперплощини, є максимальною. Існування такої гіперплощини викликає найбільший інтерес, її називають оптимальною розділяючою гіперплощиною, а відповідний їй лінійний класифікатор – оптимальний розділяючий класифікатор.

Нехай точки мають вигляд:  $(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n)$ , де  $c_i$  приймає значення 1 або -1, в залежності від того, до якого класу належить точка  $x_i$ . кожне  $x_i$  – це  $p$ -мірний речовинний вектор, зазвичай нормалізований значеннями  $[0,1]$  або  $[-1,1]$ . Якщо точки не будуть нормалізовані, то точка з великими відхиленнями від середніх значень координат точок занадто сильно вплине на класифікатор. Дана множина розглядається, як навчальна колекція, в якій для кожного елемента вже заданий клас, до якого він належить. Від методу опорних векторів потрібно класифікація аналогічним чином. Для цього будуватися розділяє гіперплощиною.

Найближчі до паралельних гіперплощин точки називаються опорними векторами.

Оптимальна розділяюча гіперплощина для методу опорних векторів, побудована на точках з двох класів. Найближчі до паралельних гіперплощин точки називаються опорними векторами.

$$w \cdot x - b = 0 \quad (1.6),$$

де вектор  $w$  – перпендикуляр до розділяючої гіперплощини.

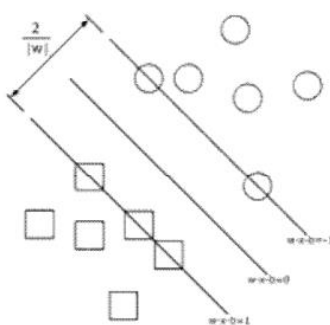


Рис. 1.6 – Оптимальна розділяюча гіперплощина

Параметр  $b$  залежить від найкоротшої відстані гіперплощини до початку координат. Якщо параметр  $b$  дорівнює нулю, гіперплощина проходить через початок координат, що обмежує рішення. При пошуку оптимального розподілу розглянемо опорні вектора і гіперплощини паралельні оптимальній і найближчі до опорних векторів двох класів. Можна показати, що ці паралельні гіперплощини можуть бути описані наступними рівняннями.

$$w \cdot x - b = 1, \quad w \cdot x - b = -1 \quad (1.7).$$

Якщо навчальна множина є лінійно нероздільною, то гіперплощину можна вибирати так, щоб між ними не лежала жодна точка навчальної вибірки з максимізацією відстані між гіперплощинами. Ширина смуги між



ними може бути представлена як  $2/\|w\|$ . Для виключення всіх точок з смуги, необхідно перевірити для всіх  $i$ :

$$\begin{cases} w \cdot x_i - b \geq 1, c_i = 1 \\ w \cdot x_i - b \leq -1, c_i = -1 \end{cases} \quad (1.8).$$

Проблема побудови оптимальної розділяючої гіперплощини зводиться до мінімізації  $\|w\|$ , за умови (1.7). Це завдання квадратичної оптимізації, методи вирішення яких опрацьовані. Серед них можна виділити, послідовне квадратичне програмування, метод Ньютона, метод сполучених напрямків.

Основною ідеєю методу опорних векторів є переклад вихідних векторів в простір більш високої розмірності, що накладає деякі обмеження на максимально допустиму розмірність вектора вихідних даних. Дана ідея бере свій початок з припущень, що не всі досліджувані множини даних є лінійно нероздільні, що потрібно для застосування методу поділу гіперплощинами. При спочатку високій розмірності вихідного вектора переклад його в ще більш високорозмірний простір веде до ускладнення алгоритмів аналізу даної системи і вимагає великих обчислювальних потужностей.

#### 1.3.1.4. Нейронні мережі

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – математичні моделі, і їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж (мереж нервових клітин живого організму, в тому числі людини).

Нейронна мережа являє собою мережу з кінцевим числом шарів, що складаються з окремих елементів, подібних нейронам з різними типами зв'язків між шарами. Кількість нейронів у шарах вибирається таким чином, щоб бути достатніми для надання необхідної якості виконання завдання.

Бажана кількість шарів така, щоб бути мінімальною при зменшенні часу виконання завдання.



Рис. 1.7 – Концептуальна модель процесу навчання нейромережі

Штучний нейрон – це пристрій (елемент нейронної мережі) з великою кількістю входів і одним виходом. Простий нейрон має два режими роботи: навчання та використання. При навчанні нейрон може навчатися спрацьовувати (чи ні) для певних входніх наборів. У режимі використання, коли наданий входній набір виявлений при введенні, його пов'язаний висновок стає поточним висновком. Якщо входній набір не належить наданим списком входніх наборів, використовується правило відмови, щоб визначити, спрацьовувати чи ні.

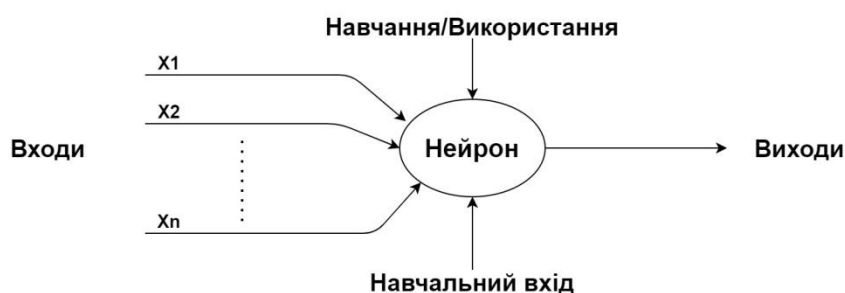


Рис. 1.8 – Простий нейрон

Більш складний нейрон був розроблений в 1943 нейрофізіологом Уорреном Маккаллоком і логіком Уолтером Пітсом, називається моделлю Маккаллока і Піттса (МКП). Відмінністю від попередньої моделі є та

обставина, що входи є «зваженими», тобто той ефект, який кожен вхід має при прийнятті рішень, залежить від ваги певного входу. Вага входу це число, яке при множенні на вхід дає зважений вхід.

У математичних термінах, нейрон спрацьовує тоді і тільки тоді, коли:

$$x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + \dots + x_n \cdot w_n > T \quad (1.9).$$

Додавання вхідних ваг і порога робить цей нейрон дуже гнучким і потужним. У нейрона МКП є можливість адаптуватися до певної ситуації, змінюючи свої ваги і / або поріг. Існують різні алгоритми, які дозволяють нейрону «адаптуватися»; найбільш використовувані – правило дельти і зворотнього поширення помилки.

У ще більш складних нейронах зважена сума не просто порівнюється з граничним значенням ( $T$ ), а вона перетворюється в вихідне значення за допомогою особливої функції, званої функцією активації.

Функція активації (активаційна функція) – це така функція, за допомогою якої обчислюється вихідний сигнал в штучному нейроні. Як аргумент функція приймає сигнал  $Y$ , одержуваний на виході вхідного суматора.

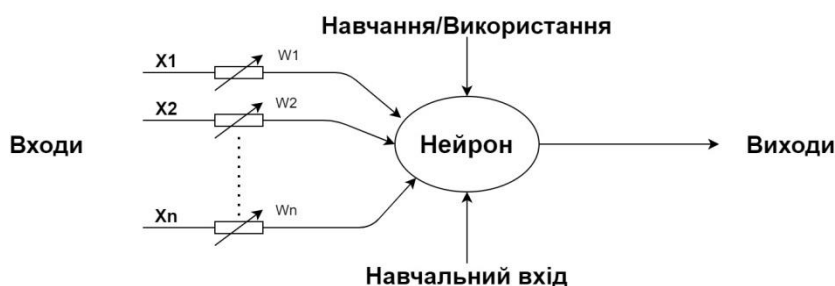


Рис. 1.9 – Нейрон МКП

Однією з сигмоїдальних функцій активації є логістична функція, що задається наступним виразом:

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-aY}} \quad (1.10),$$

де  $\alpha$  – параметр нахилу сигмоїдальної функції. При зміні даного параметра виходять функції з різною крутизною.

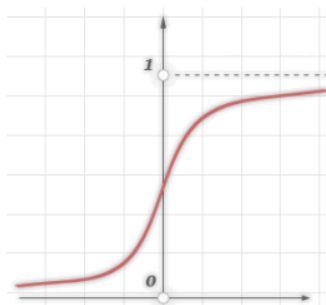


Рис. 1.10 – Сигмоїд

Ще одним прикладом сигмоїдальної функції активації може слугувати гіперболічний тангенс:

$$OUT = th\left(\frac{Y}{\alpha}\right) \quad (1.11),$$

де  $\alpha$  – параметр, що впливає на нахил функції.

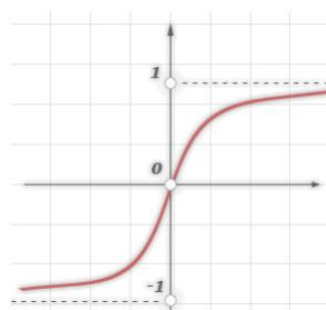


Рис. 1.11 – Гіперболічний тангенс

Більш докладно про функції активації можна прочитати в книгах Бене Крос, Патріка ван дер Сметта, Олександра Галушкина.

Таким чином математично нейрон являє собою зважений суматор.

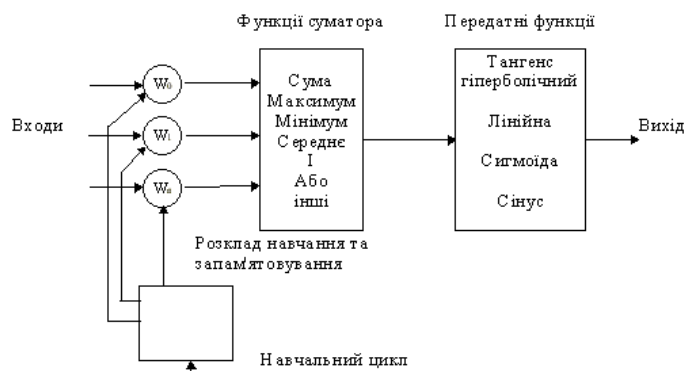


Рис. 1.12 – Модель штучного нейрона

Вихід даного суматора визначається через його входи і матрицю ваг:

$$y = f(u), \text{ де } u = w_0x_0 + \sum_{i=1}^n w_ix_i \quad (1.12).$$

Тут  $x$  і  $w_i$  – відповідно сигнали на входах нейрона і ваги входів, функція  $u$  називається індукованим локальним полем, а  $f(u)$  – передавальної функцією. Можливі значення сигналів на входах нейрона вважають заданими в інтервалі  $[0,1]$ . Додатковий вхід  $x_0$  і відповідний йому вага  $w_0$  використовують для ініціалізації нейрона. Під ініціалізацією мається на увазі зсув активаційної функції нейрона по горизонтальній осі, тобто формування порогу чутливості нейрона.

Інтерес до нейронних мереж було відроджено в 1986 році, коли Девід Румельхарт, Геофрі Хінтон і Рональд Вільямс публікують «Навчання внутрішніх уявлень методом зворотного поширення помилки». Вони запропонували багатошаровий перцептрон з нелінійною, але диференційованою функцією відгуку.

Вхідний шар – вектор величин предикатних змінних ( $x_1 \dots x_p$ ) надається на вхідний шар. Вхідний шар (або обробка до вхідного шару) стандартизує ці змінні, так що кожна змінна була ранжирувана в межах від -1 до 1.

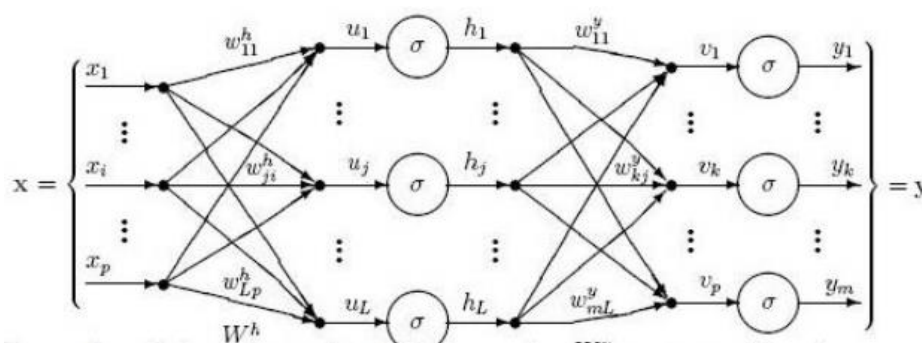


Рис. 1.13 – Багатошаровий перцептрон

Прихований (проміжний) шар – надходжує на прихований шар величина від кожного вхідного нейрона множиться на вагу ( $w_{ji}$ ), і зважені величини підсумовуються, утворюючи величину  $u_j$ . Зважена сума  $u_j$  надходить на передавальну функцію  $\sigma$ , на виході якої виходить величина  $h_j$ .

Вихідний шар – надходжує на нейрон вихідного шару від кожного нейрона прихованого шару величина множиться на вагу ( $w_{kj}$ ), і отримані в результаті зважені величини підсумовуються і утворюють загальну величину  $v_j$ . Зважена сума  $v_j$  надходить на передавальну функцію  $\sigma$ , на виході якої величина  $u_k$ . Величина  $u$  є виходом мережі.

Мета процесу навчання знайти такий набір значень ваг, при яких виходи нейронної мережі будуть якомога ближче до дійсних цільовим значенням. Геометричну інтерпретацію навчання перцептрона показано в лекціях Генівава Орра, Нікі Шраудорфа і Фреда Куммінс. Багатошарові персептрони успішно застосовуються для вирішення різноманітних складних завдань і мають наступні три відмінні ознаки.

Багатошарові перцептрони, що використовують алгоритм зворотного поширення, є стандартним алгоритмом для будь-якого «учня з учителем» процесу розпізнавання образів. В даний час багатошарові перцептрони зазвичай застосовуються в розпізнаванні мови, розпізнаванні зображення, і в

програмному забезпеченні машинного перекладу. Так само вони можуть застосовуватися для задач класифікації будь-якої складності.

Для вирішення специфічних типів завдань класифікації, таких як розпізнавання образів при різному спотворенні вихідних даних (наприклад, при незвичному розташованих зображень, текстів) може використовуватися згорткова нейронна мережа, запропонована Яном Лекуном. Особливістю даної архітектури є наявність операції згортки, яка полягає в тому, що кожен фрагмент образу (зображення, тексту) множить поелементно на матрицю згортки, результат підсумовується і записується поелементно в позицію образу. Згорткова мережа може складатися з декількох різних типів шарів: згорткові, субдескриптивні, пов'язані. У згортковому шарі нейрони, що використовують одні й ті ж ваги, об'єднуються, і кожен нейрон такого об'єднання пов'язаний з деякою кількістю нейронів попереднього шару. Нейрони субдескриптивного шару зменшують розмірність, що досить важливо при розпізнаванні піксельних зображень або великих обсягів текстів, де розмірність вимірюється сотнями або більше ознак. Дана модель нейронної мережі була розроблена на основі дослідження зорової кори кішки, в якому з'ясувалося, що існують досить прості клітини, які реагують на прямі лінії, і більш складні клітини, які реагують вже на однонаправлений рух різних ліній. Ідея полягає в аналогічному чергуванні шарів більш простих і відповідаючих за більш складне сприйняття: згорткових і субдескриптивних. Подібного роду топології нейронних мереж вигідно використовувати при розпізнаванні образів досить великої розмірності (понад 100 параметрів), так як завдяки своїй структурі вони мають можливість її зменшення за допомогою спеціальних елементів. Мінусом згорткових топологій нейронних мереж є їх складність для розуміння і візуалізації процесу класифікації, значні трудовитрати при реалізації,

збільшення часу на навчання і роботу таких мереж в порівнянні з мережами більш простий топології і меншою кількістю шарів.

Нейронні мережі адаптивного резонансу, засновані на теорії, розробленої Стівеном Гросбергом і Гейлом Карпентером, основною ідеєю якої є припущення, що розпізнавання образів є результатом низхідної інформації (пригадування прототипів) і висхідної сенсорної інформації, також можуть застосовуватися для вирішення завдань розпізнавання образів. Даний тип нейронних мереж передбачає навчання без вчителя за допомогою спеціальних полів порівняння і розпізнавання, параметрів пильності, завдяки цій особливості чіткий поділ на період навчання і використання мережі практично нівелюється. У даного роду мережах виділяється вхідний шар, нейрони якого пов'язані з виходами не однієї, а парою синапсів: короткочасної і довготривалої пам'яті. Довготривала пам'ять відповідає за необхідність створення ще одного кластера, якщо всі виходи виявилися нульовими при обчисленні кількісного подібності, величина якого в кінцевому підсумку значно впливає на результати кластеризації за тими чи іншими ознаками (вибір мережею їх за суттєві чи ні). Також мінусом даної топології є велика ступінь залежності від порядку пред'явлення навчальної вибірки, упорядкування якої кожної раз на практиці в динамічних змінюються системах, таких як фінансові ринки, є складним.

### Висновки до розділу

1. Криптовалютний ринок – складна, багатокритеріальна система, яка породжує, як наслідок свого функціонування, тимчасові ряди змін котирувань акцій, ф'ючерсів, валют. Фінансові ринки є відкритими соціально економічними системами. Також вони є прикладами організаційних систем з невизначеністю, тобто неповної інформації про систему, доступною для



аналізу. Дана система характеризується великою кількістю чисельної інформації, такої як ціни, обсяги торгів, капіталізація, значення макроекономічних показників та інше. Аналіз інформації про поточний стан ринку обраного фінансового інструменту може бути проведений за допомогою різних методів. Класичними методами аналізу інформації про ринки є технічний і фундаментальний аналіз, більш сучасними економіко-математичне моделювання, що полягає в прогнозуванні часових рядів котирувань фінансових інструментів. Розвиток інформаційних наук призвело до появи нового напрямку інтелектуального аналізу даних, серед яких досить перспективною є нейромережева методологія.

2. Основні дослідження в галузі аналізу фінансових ринків ведуться в розрізі 3 підходів: фундаментальний, технічний і економетричний аналіз. Кожен з підходів надає інструменти для аналізу фінансового ринку, розглядаючи його з різних сторін, як економічно обґрунтовану систему, як набір закономірностей котирувань і як часовий ряд, який може бути змодельований на основі своїх попередніх значень. Всі підходи історично довели свою обґрунтованість, і мають місце бути в стратегії аналізу фінансових ринків. Але також кожен з них і має деякі мінусами, які можуть бути нівельовані використанням інструментів інших двох підходів. Сучасні трейдери і аналітики криптовалютного ринку вважають за краще враховувати в своїй роботі все з вище перелічених характеристик даної багатофакторної системи, вибираючи для аналізу того чи іншого фінансового інструменту певний набір методів в залежності від підходу торгівлі.

3. Не всі методи підходів до аналізу фінансових ринків є релевантними по відношенню до короткострокового прогнозування і моделювання фінансових часових рядів. Так, наприклад, варто відзначити, що застосування фундаментального аналізу є дуже спірним в сучасній дійсності на таких

мінливих і динамічних ринках, як валютні і ф'ючерсні, крипто ринки. Але в той же час, слід враховувати, що важливі економічні події все ж впливають на котирування, і, якщо і не можуть пояснити або передбачити зміну тенденцій, принаймні впливають на збільшення волатильності в момент їх публікації. При застосуванні індикаторів технічного аналізу слід вибирати найбільш поширені, так як це підвищує кількість операцій, що здійснюються за їх сигналами, що веде до збільшення ймовірності їх надійності. Також слід мати арсенал з декількох індикаторів різних груп, наприклад, індикатор тренда іосцілятор. А при побудові економетричних моделей обов'язково потрібно пам'ятати про нестационарності фінансових часових рядів, і враховувати дану особливість при підборі моделей, віддаючи перевагу моделям, які надають інструменти перетворення нестационарних часових рядів в стаціонарні, або орієнтованим на роботу з тимчасовими рядами, що не задовольняють властивостям стаціонарності другого порядку.

4. На сьогоднішній день проблематика штучного інтелекту активно обговорюється в наукових колах, розвиваються існуючі і виділяються все нові підходи і методики обробки, аналізу даних, вилучення з них необхідних знань, опрацьовуються в наукових дослідженнях оптимальні методики аналізу. Одним з найбільш поширених і перспективних методів аналізу даних, особливо в області фінансових ринків, є застосування штучних нейронних мереж для виявлення залежностей і встановлення зв'язків.

Методи інтелектуального аналізу даних можуть бути використані для вирішення завдання аналізу ринкових ситуацій. Дану задачу можна сформулювати, як знаходження певних патернів (класів) з множині вхідних даних (ціни, індикаторів, показників), якими було б зручно користуватися аналітикам і трейдерам ринку.

У зв'язку з цим, в розділі розглядалася саме така група методів інтелектуального аналізу даних, як методи класифікації.

5. Проведено дослідження основних методів, що мають широке поширення для вирішення реальних завдань, такі як дерева рішень, метод найближчого сусіда, метод опорних векторів. Перші два методи, незважаючи на свої очевидні переваги, будь-то наочність процедури класифікації, або простота у використанні, відповідно, не підходять для вирішення задачі класифікації ринкових ситуацій, в першу чергу через свої обмежені можливості по роботі з великим обсягом вхідної вибірки (багатокритеріальність, кількість вхідних векторів).

Методи опорних векторів і нейромережева класифікація бачаться більш придатними для вирішення задачі класифікації ринкових ситуацій. Обидва ці методи зводяться до вирішення завдань оптимізації, для вирішення яких є велика кількість чисельних і ітераційних методів. Але з огляду на те, що для методу опорних векторів існує певна проблема з вибором ядра в лінійно нероздільних просторах, і що немає ніяких передумов вважати за замовчуванням простір вхідних даних фінансового ринку лінійно роздільним, вибір в методі був зроблений на користь нейронних мереж. Нейронні мережі вирішують проблему аналізу лінійно нероздільних просторів збільшенням кількості шарів мережі. Відповідно, для вирішення задачі класифікації в даній роботі буде використана нейромережева методологія, а саме нейронна мережа, що підходить для задач розпізнавання образів і класифікації топології.

6. Завдання класифікації або розпізнавання образів може бути вирішена за допомогою різних топологій нейронних мереж. Багатшарові нейронні перцептрони – класичні мережі для задачі класифікації, за рахунок своїх здібностей до апроксимації залишаються провідним інструментом серед

нейронних мереж для задач класифікації з учителем на середньо розмірних просторах. Згорткові нейронні мережі мають потужний потенціал при розпізнаванні образів в умовах спотворення інформації і високої розмірності вхідних і вихідних множин (наприклад, розпізнавання картографічних знімків, розпізнавання рукописних текстів), але їх використання в більш простих задачах з меншою розмірністю є не зовсім раціональним, так як їх реалізація більш трудомістка, навчання більш затягнуто, і втрачається можливість візуального пояснення процесу навчання. Так само існують варіанти топологій нейронних мереж для розпізнавання образів з можливостями самонавчання, тобто навчання без учителя, наприклад, мережі адаптивного резонансу. Використання даних мереж для задачі класифікації ринкових ситуацій є надлишковим, так як в даному випадку класи вже попередньо позначені. Таким чином, найбільш підходящою топологією нейронної мережі для задачі класифікації з учителем ринкових ситуацій є багатосаровий перцептрон.

Враховуючи проведений огляд і дослідження методів аналізу фінансових ринків і інтелектуального аналізу даних, метою даної роботи є підвищення ефективності прийняття управлінських рішень учасників ринку, що полягає в досягненні ними позитивних результатів при торгівлі, за рахунок застосування інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень трейдерів фінансових ринків.

Для досягнення головної мети дослідження в роботі були поставлені наступні завдання:

1. Дослідження і аналіз існуючих методів і засобів аналізу фінансових ринків і часових рядів, і вибір методів, що найбільш задовольняють через параметри ефективності і програмної можливості бути реалізованими.

2. Дослідження, аналіз і вибір методів і засобів інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, що підходять для задач класифікації.

3. Розробка методу генерації вихідної вибірки для навчання нейронної мережі з урахуванням очікуваного прибутку і підвищення волатильності.

4. Розробка методики аналізу крипто ринків, заснованої на нейромережевій методології із застосуванням методів технічного, фундаментального аналізу та економетричного моделювання, і алгоритму її реалізації в системі підтримки прийняття рішень.

5. Проектування і розробка інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, дослідження її працездатності на реальних прикладах.

## РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТРЕЙДЕРОМ

Будь-який фінансовий ринок – це відкрита, динамічно змінюючись складна багатофакторна система. Кожен гравець ринку: будь-то професійний трейдер, інвестор, велика фінансова компанія або випадковий покупець, який укладає одиничний контракт на покупку або продаж фінансового інструменту, – кожен робить свій внесок в напрям руху ринку, і вчинення будь-якої наступної угоди може виявитися переломним моментом у зміні тренда. Ринок складається з думки всіх агентів, що беруть участь в його функціонуванні, він інтегрує і акумулює в собі всі точки зору на його стан в конкретний момент і видає відповідну реакцію, послідовність яких і є поведінкою ринку, тобто фактично динамікою зміни ціни на даний фінансовий інструмент.

Для прогнозування стану фінансового ринку необхідно комплексно підходити до аналізу його компонентів, тобто для вірного прогнозу потрібно проаналізувати стратегії торгівлі кожного його учасника і з'ясувати в який бік схиляється переважаюча їх частина. Але такого роду аналіз на практиці неможливий, оскільки одночасно учасниками ринку можуть бути сотні тисяч людей, територіально розділених між собою на тисячі кілометрів, і немає ніякої гарантії, що кожен з них має доступ до всесвітньої мережі інтернет. До того ж, подібний аналіз, займе дуже багато часу, і швидше за все, отримана в результаті нього інформація буде вже не актуальна і не придатна для здійснення ефективної торговельної угоди. Виходом в ситуації, що склалася є можливість покладатися на статистично значущу інтегральну узагальнену думку покупців і продавців фінансових інструментів, що знаходяться на ринки в конкретний момент часу.

Так як більшість гравців ринку є прихильниками найпоширеніших методологій його аналізу: технічний і фундаментальний аналіз, економетричні моделювання, нейромережевий аналіз, – і засновують свої торгові стратегії на отриманих з їх допомогою прогнозах, автором представленого дисертаційного дослідження прийнято рішення розробити методику аналізу фінансових ринків для інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, що включає в себе всі вищеназвані методи.

Нейромережева методологія знаходить все нові успішні застосування в практиці управління і прийняття рішень, в тому числі у фінансовій та торговельній сферах. Лежача в її основі теорія нелінійних адаптивних систем довела свою корисність при виробленні прогнозів в цілому ряді галузей економіки і фінансів, а також тому що, як показано в попередньому розділі, нейромережева класифікація є найбільш підходящим методом для завдання класифікації ринкових ситуацій (станів системи), саме тому вона обрана основою розробленою методикою, і вже в її рамках застосовані інші підходи до аналізу фінансових ринків. Відносно прості з точки зору математичної інтерпретації технічні методики і алгоритмічно більш розвинена економетрична модель вбудовуються в принцип дії нейронної мережі, покращуючи якість вихідної інформації і підвищуючи рівень надійності виведених результатів.

Як описувалося в першому розділі, для аналізу ринку за допомогою підходу технічного аналізу, найкращі результати показує одночасне застосування декількох технічних індикаторів з різних груп, наприклад, індикатор тренда і осцилятора. Згідно з цим твердженням, обрані два індикатори технічного аналізу, застосування яких доводить свою ефективність протягом багатьох років, і які є явними фаворитами у використанні професійними трейдерами.

Відібрана в результаті досліджень найбільш оптимальна по співвідношенню якості і складності реалізації економетрична модель, що враховує властивості нестационарності тимчасового ряду котирувань фінансового інструменту і зміни волатильності, модель узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності.

Розглянемо докладніше, кожен з обраних методів аналізу і їх участь в загальній методиці.

## 2.1. Алгоритми методів технічного аналізу

У технічному аналізі в якості базового тимчасового ряду використовуються ряди значень ціни фінансового інструменту за деякий проміжок часу, обсягу торгівлі і числа відкритих позицій.

Основним інструментом чисельних або аналітичних методів є індикатори.

Індикатори технічного аналізу відносяться до чисельних методів і діляться на три групи: відстежуючі тренди, осцилятори і характеристичні.

Відстежуючі тренди включають: ковзаючі середні, MACD, MACD-гістограми, Систему напрямків (Directional System), індикатор Рівноважного обсягу (OBV), Акумуляції / Розпилення та інші. Вони відносяться до класу супроводжуючих або з запізненням – їх розворот слідує за розворотом тренда.

Характеристичні індикатори показують внутрішнє співвідношення сил між ведмедями і биками. Їх можна розділити на дві групи: макроекономічні та індикатори настрою ринку. Індикатори першої групи аналізують загальну економічну ситуацію і зміни "макроекономічного середовища" потенційно впливає на ринок. До другої групи належать індикатори "ширини" ринку (індикатори фондового ринку) і "психологічні" індикатори. Індикатори цієї



групи намагаються визначити за певними зовнішніми ознаками напрямок внутрішніх, "глибинних" процесів на ринку.

### 2.1.1. Індекс відносної сили

Індекс відносної сили (Relative Strength Index – RSI) був розроблений Уеллесом Уайльдером Молодшим (Welles J. Wilder Jr.). Він ввів його в статті, опублікованій в журналі «Commodities» (в даний час «Futures») в червні 1978 року. Це слідкуючий за цінами осцилятор, який коливається в діапазоні від 0 до 100, що оцінює силу операційних ініціатив, відстежуючи зміни в цінах закриття.

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (2.1),$$

де  $RS$  – відносна сила акції, або активу.

$$RS = \frac{S_u}{S_d} \quad (2.2),$$

де  $S_u$  – середнє значення збільшень за добу цін закриттів за кілька днів;  $S_d$  – середнє значення зменшень за добу цін закриттів за кілька днів.

Фігури піків і впадин RSI не дуже залежать від тривалості розрахункового інтервалу. Сигнали індикатора стають більш виразними на коротких інтервалах в 7, 9 днів.

Фактично індекс дорівнює процентному вираженню частки всіх підвищень цін в сумі всіх змін цін за розрахунковий (базовий) період. Якщо позначити суму всіх підвищень за  $X$ , а знижень за  $Y$ , то

$$RSI = 100 * \frac{X}{X + Y} \quad (2.3).$$

Нехай ціни при цьому зросли на величину  $C$ :  $X - Y = C$ , якщо при цьому вони росли безперервно, тобто, не зустрічаючи опору ( $Y = 0$ ,  $X = C$ ), то  $RSI = 100\% X / (X + 0) = 100\%$ .

Якщо ж протягом усього розрахункового періоду ведмеді чинили сильний опір і ціни здійснювали безліч рухів, то  $X$  і  $Y$  виявляться досить великими. З  $Y = X - C$  слідує  $RSI = 100\% X / (2X - C) \rightarrow 50\%$ .

Контрольні значення для RSI часто беруться рівними 30% і 70%. Сигнали, що подаються даним індикатором:

1. Коли RSI піднімається вище верхнього контрольного рівня, індикатор показує, що висхідний тренд сильний, але ринок перенасичений покупками і входить в область продажів. Це означає початок убуючого («ведмежого») тренда.
2. Коли RSI опускається нижче нижнього контрольного рівня, індикатор показує, що сильні трейдери, що продають, але ринок перенасичений продажами і входить в область покупок. Це означає початок зростаючого («бичачого») тренда.

Алгоритм обчислення RSI:

1. Якщо нинішня ціна більша за попередню, то обчислити підвищення ціни, рівне різниці нинішньої ціни і попередньої. Інакше обчислити зниження ціни, рівне різниці попередньої ціни і нинішньої.
2. Обчислити сумарні підвищення  $X$  і зниження  $Y$  цін за вибраний період.
3. Обчислити значення індексу, що дорівнює процентному вислову відносин сум всіх підвищень до суми всіх змін ціни.

### 2.1.2. Конвергенція-дивергенція ковзаючих середніх

Ковзаюче середнє значення – це середня ціна фінансового інструменту за певний період. Період розрахунку ковзаючого середнього вибирається на розсуд аналітика. Традиційно ковзне середнє використовується для спостереження за зміною цін. Зазвичай інвестори купують, якщо ціна паперів піднімається вище ковзаючого середнього, і продають, коли вона падає нижче нього.

Існує три типи ковзаючих середніх КС: прості КС, зважені КС і експоненціальні КС.

Просте середнє ковзаюче.

Просте КС (moving average), або середнє арифметичне значення обчислюється за такою формулою:

$$MA = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n} \quad (2.4),$$

де  $P_i$  – ціна  $i$ -го дня,  $n$ -порядок ковзаючого середнього, тобто період розрахунку.

Зважене середнє ковзаюче.

Для того щоб якось вирішити проблему "питомої ваги" середніх значень цін, деякі аналітики застосовують зважені ковзаючі середні (weighted moving average). Вони розраховуються за такою формулою:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n P_i * W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (2.5),$$

де  $W_i$  – вага  $i$ -го компонента (ціни).

Експоненціальне середнє ковзаюче.

Експоненціальне ковзаюче середнє (exponential moving average) має більш складну побудову, ніж ЗКС або просте КС, яке дозволяє ЕКС усунути два недоліки, властиві простому КС. По-перше, ЕКС надає набагато більше значення показникам останніх днів. Тому він є виваженим. Але, хоча попередньої динаміці цін надається меншу вагу, при обчисленні використовуються всі дані за цінами за весь період дії ринку цінних паперів.

Математична формула для розрахунку експоненціального ковзаючого середнього є рекурсивною і при значенні коефіцієнта згладжування рівному  $t$  має вигляд:

$$EMA_t = k * P_t + (1 - k) * EMA_{t-1} \quad (2.6),$$

де  $P_t$  – ціна закриття поточного торгового періоду (дня),  $EMA(n-1)$  – значення експоненціального ковзаючого середнього, розрахованого для попереднього торгового періоду і  $k$  – регулюючий коефіцієнт.

Початкове значення ЕМА(1) приймається рівним ціні самого першого торгового періоду, який береться до розгляду, тобто  $P(1)$ . Чим більше значення регулюючого коефіцієнта  $k$ , тим краще крива експоненціального ковзаючого середнього апроксимує графік, так як більше значення надається поточними цінами.

Джеральдом Аппелем в кінці 1970-их років був побудований досконаліший індикатор, ніж середня ковзаюча. Індикатор MACD (англ. Moving Average Convergence / Divergence – конвергенція / дивергенція ковзають середніх) використовують для перевірки сили і напрямку тренда, а також визначення розворотів точок. Будується на основі ковзаючих середніх. Існує дві модифікації індикатора MACD: лінійний MACD і MACD-гістограма.

Дивергенція – розбіжність спрямованості індикатора і графіка ціни таким чином, що більш високий максимум ціни не підтверджується більш високим максимумом на індикаторі MACD (ведмежа дивергенція) або навпаки, більш низький мінімум не підтверджується мінімумом на індикаторі (бичача дивергенція). Конвергенція є зворотним поняттям дивергенції і позначає сходження спрямованості індикатора і графіка ціни.

Індикатор складається з трьох ЕКС і представляється на графіку у вигляді двох ліній, чий перетин слугують сигналом до проведення операцій.

КДКС складається з двох кривих:

КДКС-лінія. Будується на основі двох ЕКС, її обчислюють як різницю між 12-ти і 26-ти денними ковзаючими середніми ціни акції. Отримана величина може бути, як вище, так і нижче нуля. Перша лінія змінюється порівняно швидко.

Сигнальна лінія. Будується на основі згладжування КДКС лінії третьої ЕКС. Зазвичай період згладжування експоненціального ковзаючого

середнього індикатора вибирають 9 днів. Друга лінія змінюється повільніше першої. Так перетин ліній, при якому КДКС-лінія стає над Сигнальною лінією, означає сигнал купувати. Перетин ліній, при якому КДКС-лінія йде під Сигнальну лінію, означає сигнал продавати.

Індикатор MACD – це різниця між двома ковзними середніми ціни. Якщо короткий ковзаючої середньої перевершує довгу – значить, очікування інвесторів набувають бичачий характер (тобто лінії попиту / пропозиції змістилися вгору). Додаткове використання 9-ти денного ковзаючого середнього MACD дозволяє більш точно визначити момент подібних змін в очікуваннях інвесторів.

Відстань між швидкою (КДКС-лінією) і повільною (сигнальною) лініями MACD протягом всього часу змінюється, ці зміни дають непогані додаткові сигнали. КДКС-гістограма (MACD-histogramm) дозволяє глибше зрозуміти, яке співвідношення сил між схильними до купівлі та продажу. КДКС-гістограма будується за наступною формулою:

$$\text{КДКС-гістограма} = \text{КДКС-лінія} - \text{Сигнальна лінія} \quad (2.7).$$

Правила використання КДКС-гістограм:

1. Купувати, коли КДКС-гістограма перестає знижуватися і з'явилися зрушення вгору.
2. Відкривати коротку позицію на продаж, коли КДКС гістограма перестає рости і з'явилися зрушення вниз.
3. Дивергенція між КДКС-гістограмою і цінами визначає головні точки розвороту ринку, при цьому проявляється не при будь-яких розворотах.
4. Відкриватися короткою позицією на продаж, коли КДКС-гістограма почала опускатися вниз зі своєю другою нижчою вершиною, в той час як ціна знаходиться на новому піку.

5. Купувати, коли КДКС-гістограма починає підніматися зі своєю другою вищою впадиною, в той час як ціна впала на новий нижній рівень.

Алгоритм розрахунку КДКС-гістограми:

1. Обчислити дванадцяти і двадцяти шестиперіодну експонентну ковзаючу середню за цінами фінансового інструменту.
2. Обчислити значення КДКС-лінії.
3. Обчислити значення Сигнальної лінії, як девятиперіодну експонентну ковзаючу середню від КДКС-лінії.
4. Обчислити значення КДКС-гістограми, як різниця між КДКС-лінією і Сигнальної лінією.

## 2.2. Алгоритми методу економетричного моделювання

### 2.2.1. Модель узагальненої умовної авторегресивної гетероскедастичності

Коливання цін окремого фінансового інструмента створюють послідовність значень, що представляє собою тимчасовий ряд. Для аналізу часового ряду використовують методи економетричного моделювання.

Вирішенню завдання прогнозування на основі моделей часових рядів присвячена велика кількість наукових робіт. Дослідженням в даній області займалися Бокс Дж., Дженкінса Г., Івченко Г.І., Боровиков В.П., Канторович Г.Г., Оссовського С., та інші.

Модель узагальненої авторегресивної умовної гетероскедастичності (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) – економетрична модель для прогнозування часових рядів, складена на припущенні про наявність гетероскедастичності залишків по ній. Під гетероскедастичністю розуміється нестационарна дисперсія (волатильність),

тобто неоднакова в різні моменти часу. Тут поняття волатильності включає в себе нестабільність умов, яке веде до мінливості моделюючого тимчасового ряду. Умовність передбачає наявність залежності спостережень від недавніх значень. Авторегресія є механізмом, за допомогою якого відбувається зв'язок поточних і минулих спостережень. Резюмуючи, GARCH – метод моделювання фінансових часових рядів, який використовує попередні значення дисперсії для пояснення її майбутніх значень. Основні ідеї даної моделі розроблені Енгельсом Р. і Нельсоном Д.

Багато фінансових часових рядів мають в своїй структурі стійкі закономірності, такі як значуща позитивність ексцесу (так звані «товсті хвости» в розподілі) і «Кластерна», роздільність на деякі кластери, групи високої, середньої та низької волатильності. З огляду на дані закономірності при GARCH моделюванні забезпечується досить висока точність прогнозів значень дисперсії. GARCH моделі застосовуються в різних областях, наприклад, ризик-менеджмент, портфоліо-менеджмент, розміщення активів, ціноутворення опціонів, обмін валюти.

Висока значимість GARCH ефектів (гетероскедастичності) для фінансових ринків, не тільки для окремих фінансових інструментів, а й для портфелів акцій, біржових індексів, валют і ф'ючерсів.

Незважаючи на своє поширення в застосуванні в управлінні ризиками та портфелями фінансових інструментів GARCH моделі все ж мають деякі обмеження:

- є однією з частин рішення, так як застосовуються для рядів дохідності фінансових інструментів, а для прийняття фінансових рішень необхідний повний аналіз ситуації;
- практично не здатні врахувати в моделі феномени, пов'язані з непередбачуваними ринковими змінами, викликаними виходом

економічних новин і подій, і іншими непередбаченими ситуацій, що призводить до значних змін структури часового ряду;

- гетероскедастичність не може повністю пояснити абсолютно всі розподіли з «товстими хвостами».

У той же час GARCH моделі працюють з особливостями, характерними саме для фінансових часових рядів:

- «Товсті хвости» – розподіл часових рядів фінансових інструментів показує більш товсті хвости, ніж в разі нормального або гауссівського розподілу.
- «Кластерна» волатильності – фінансові часові ряди зазвичай виявляють дану особливість, коли великі зміни призводять до наступних великих змін, а малі зміни – до малих. Знак подальшої зміни (позитивний або негативний) передбачити неможливо.

При розгляді фінансових часових рядів таких як послідовності випадкових спостережень, то ця послідовність породжується стохастичним процесом, і в ній може бути присутня деяка ступінь кореляції в своїх значеннях. Дану кореляційну структуру можна використовувати для прогнозу майбутніх значень часового ряду, використовуючи попередні спостереження. Використовуючи кореляційну структуру, часовий ряд розкладається на детерміновану складову (тобто прогнозну частину) і випадкову компоненту (тобто помилку, невизначеність, пов'язану з прогнозом).

Поняття GARCH моделі включає в себе умовну і безумовну дисперсію  $\{\varepsilon_t\}$ .

Умовність передбачає залежність від попередніх значень. GARCH моделі характеризуються умовним розподілом  $\varepsilon_t$ . Модель дисперсії для GARCH:



$$D_{t-1}(y_t) = M(\varepsilon_t) = \sigma_t^2 \quad (2.8),$$

де

$$\sigma_t^2 = k + \sum_{i=1}^P G_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^Q A_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (2.9).$$

При моделюванні фінансових часових рядів передбачається, що помилки прогнозу некорелюючі між собою і мають нульове середнє:

$$M(\varepsilon_t \varepsilon_T) = \begin{cases} \sigma_t^2, & \text{якщо } t = T \\ 0, & \text{якщо } t \neq T \end{cases} \quad (2.10).$$

Помилки прогнозу некорелюючі, але разом з тим не є незалежними. Помилки прогнозу  $\{\varepsilon_t\}$  виражаються формулою:  $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ , де  $\sigma_t$  – умовне стандартне відхилення;  $z_t$  – незалежна однаково розподілена випадкова величина.

Існують наступні обмеження для параметрів умовної дисперсії:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^P G_i + \sum_{j=1}^Q A_j &< 1, k > 0, \\ G_i &\geq 0, i = 1 \dots P \\ A_j &\geq 0, j = 1 \dots Q \end{aligned} \quad (2.11).$$

Перше обмеження, обмеження стаціонарності, є необхідним і достатнім для існування межі дисперсії процесу  $\{\varepsilon_t\}$ . Інші обмеження є достатніми для забезпечення строго позитивності умовної дисперсії.

Формула для безумовної дисперсії процесу  $\{\varepsilon_t\}$ :

$$\sigma_t^2 = M(\varepsilon_t^2) = \frac{k}{1 - \sum_{i=1}^P G_i - \sum_{j=1}^Q A_j} \quad (2.12).$$

Для аналізу і оцінки GARCH-моделі будемо використовувати гнучку модель для опису умовного середнього – АРІКС модель, що містить в собі авторегресію (AR), ковзаючі середні (MA). Дана модель розроблена Боксом і Дженкінсом в 1976 р.

При моделюванні часових рядів будемо умовну дисперсію відтворювати за допомогою стандартного GARCH процесу з гауссівськими помилками, тобто умовну дисперсію можна описати формулою (2.9).

При аналізі графіків фінансових інструментів стає очевидним, що немає постійного середнього рівня цін, тобто дані тимчасові ряди мають властивість нестационарності. Хоча GARCH моделі надають можливість роботи з нестационарними часовими рядами, але в силу нестационарності таких рядів рекомендується працювати з похідними рядами дохідностей аналізованих фінансових інструментів.

Три етапи GARCH моделювання: попередній аналіз, оцінка параметрів моделі, перевірка моделі на адекватність статистичними даними. На першому етапі проводиться дослідження фінансового часового ряду: робиться перетворення цін, визначається автокореляція в значеннях ряду, виявляється гетероскедастичність, перевіряється придатність тимчасового ряду для GARCH-моделі.

Для якісної перевірки тимчасового ряду на присутність корельованості значень використовуються автокореляційна (АКФ) та приватна автокореляційна (ПАКФ) функції. Для кількісної оцінки кореляції застосовуються методи перевірки статистичних гіпотез, наприклад, LBQ і ARCH тести.

Нульовою гіпотезою є те, що модель підібрана адекватно, тобто не виділяється послідовної кореляції в значеннях тимчасового ряду для певних лагом.

Альтернативною гіпотезою є твердження, що модель неадекватна вихідними даними.

LBQ тест заснований на Q-статистиці:

$$Q = N(N + 1) \sum_{k=1}^L \frac{r_k^2}{N-k} \quad (2.13),$$

де  $N$  – розмір вибірки,  $L$  – число автокореляційних лагом, що включаються в статистику,  $r_k^2$  – оцінка вибіркового коефіцієнта кореляції з лагом  $k$ .

Q-статистика має асимптотичний розподіл  $\chi^2$  з  $L$  ступенями свободи. При відсутності в значеннях тимчасового ряду автокореляції для відповідних лагов Q-статистика буде мала. Нульова гіпотеза відкидається при перевищенні Q-статистикою критичного значення  $\chi_L^2(\alpha)$ , де  $\alpha$  – заданий рівень значимості.

ARCH тест (Engle's ARCH test) використовується для перевірки часових рядів на присутність в них ARCH ефектів.

Нульова гіпотеза: значення часового ряду незалежні і мають однаковий гауссовий розподіл, тобто ARCH ефекти відсутні.

Альтернативна гіпотеза: у тимчасовому ряду присутні ARCH ефекти порядку  $M$ .

ARCH тест перевіряє тимчасової ряд на наявність в ньому ARCH ефектів порядку  $M$  за допомогою регресування квадратів значень часового ряду на константу і  $M$  квадратів попередніх значень часового ряду:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_M \varepsilon_{t-M}^2 \quad (2.14).$$

У разі відсутності в тимчасовому ряді ARCH або GARCH ефектів квадрат вибіркового коефіцієнта кореляції  $R^2$  (коефіцієнт детермінації) буде малим. Статистика  $TR^2$  ( $T$  – число квадратів значень часового ряду, що включаються в регресію) має асимптотичний розподіл  $\chi^2$  з  $M$  ступенями свободи. Якщо  $TR^2$  перевищує критичне значення  $\chi_M^2(\alpha)$ , де  $\alpha$  – заданий рівень значимості, то нульова гіпотеза відкидається.

При перевірці ARCH ефектів GARCH(P,Q) процес еквівалентний ARCH(P+Q) процесу.

Присутність гетероскедастичності, наявність ARCH-ефектів в значеннях тимчасового ряду робить його придатним для GARCH моделювання.

Оцінки параметрів моделі є оцінками максимальної правдоподібності. Чисельні методи їх знаходження описані в наступному підрозділі.

### 2.2.2 Метод максимальної правдоподібності

При складанні економетричної моделі однієї з найбільш важливих ітерацій є оцінювання невідомих її параметрів. Існують два найпоширеніші методи оцінювання параметрів моделі: метод найменших квадратів і метод максимальної правдоподібності. Перший з перерахованих методів має ряд обмежень для використання, головне з яких: умовне по факторам математичне очікування помилок по моделі має дорівнювати нулю, тобто помилки, одержувані шляхом порівняння прогнозного і реального значення, мають нормальний (Гаусовий) розподіл. Але на практиці рідко зустрічаються такі тимчасові ряди, побудовані для яких моделі, видавали б нормально розподілені помилки. Не є винятком в цьому сенсі і тимчасові ряди цін фінансових інструментів. Тому для оцінки параметрів моделі, що будується для даних рядів, необхідно застосовувати більш складний, але і більш точний метод максимальної правдоподібності.

Метод максимальної правдоподібності або метод найбільшої правдоподібності (ММП, ML, MLE – Maximum Likelihood Estimation) – метод оцінювання невідомого параметра шляхом максимізації функції правдоподібності.

Нехай  $Y$  – реалізація  $N$ -мірної випадкової величини, розподіленої як:

- а)  $P_{\theta}(x)$  (ймовірність) – в разі дискретного розподілу.
- б)  $p_{\theta}(x)$  (щільність) – в разі безперервного розподілу.

Тут  $P_\theta(x)$  ( $p_\theta(x)$ ) характеризує сімейство розподілів, що задається параметром  $\theta \in \Theta$ ,  $\Theta \subset \mathbb{R}^m$  – простір параметрів. В економетрії прийнято говорити про це сімейство розподілів як про породжуючому дані процесі (ПДП). Будемо вважати, що даний вектор спостережень породжений розподілом з цього сімейства з параметром  $\theta_0 \in \Theta$ , яке будемо називати справжнім розподілом, а  $\theta_0$  – справжнім параметром.

Функція  $L(Y, \theta) = P_\theta(Y)$  (відповідно  $L(Y, \theta) = p_\theta(Y)$ ) називається функцією правдоподібності.

Оцінкою максимальної правдоподібності ( $\hat{\theta}$ ), скорочено оцінкою МП, називається рішення задачі:

$$L(Y, \theta) \rightarrow \max_{\theta \in \Theta} \quad (2.15).$$

Такий метод оцінювання називають методом максимальної правдоподібності.

Зазвичай зручніше користуватися логарифмічною функцією максимальної правдоподібності:

$$l(Y, \theta) = \ln(L(Y, \theta)) \quad (2.16).$$

Логарифм – (нескінченно) диференційно зростаюча функція: тому можна знаходити оцінки МП вирішуючи завдання:

$$l(Y, \theta) \rightarrow \max_{\theta \in \Theta} \quad (2.17).$$

В окремому випадку вектор спостережень складається з незалежних випадкових величин. При цьому:

$$L(Y, \theta) = \prod_i L_i(Y_i, \theta) \quad (2.18),$$

$$l(Y, \theta) = \sum_i l_i(Y_i, \theta) \quad (2.19).$$

В цілому, вектор спостережень  $Y$  складається з залежних між собою і неоднаково розподілених випадкових величин, тобто не є вибіркою в поширеному сенсі слова.

Рівність в загальному випадку теж буде вірною якщо позначити:

$$L(Y, \theta) = p_{\theta}(Y_i | Y_{i-1}, \dots, Y_1) \text{ і } l(Y, \theta) = \ln(L(Y, \theta)).$$

Так задається розбиття функції правдоподібності на вклади окремих спостережень.

Оскільки  $Y$  – випадкова величина, то функція правдоподібності – випадкова величина при даному значенні параметрів. Оцінка максимальної правдоподібності є функцією вектора спостережень:  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(Y)$ , тому це теж випадкова величина. Відповідно, точно так випадковими величинами є значення функції правдоподібності в максимумі  $\hat{L}(Y) = L(Y, \hat{\theta})$  і багато інших величин, що будуть розглядатися далі (градієнт, гессіан та інші).

Нехай функція правдоподібності диференціююча по  $\theta$  і досягає максимуму у внутрішній точці ( $\hat{\theta} \in \text{int}(\Theta)$ ) тоді оцінка МП  $\hat{\theta}$  повинна задовольняти наступні умови першого порядку:

$$\frac{dL}{d\theta}(Y, \hat{\theta}) = 0 \text{ чи } \frac{dl}{d\theta}(Y, \hat{\theta}) = 0.$$

Таким чином, градієнт логарифмічної функції правдоподібності  $g(\theta)$  при  $\theta = \hat{\theta}$  має дорівнювати нулю.

Для максимальної правдоподібності оцінок, які відповідають цим рівнянням правдоподібності, необхідно і достатньо виконання умов другого порядку (припускаючи, що функція правдоподібності двічі диференційована). Тобто, матриця Гессе (гессіан) логарифмічної функції правдоподібності повинна бути всюди негативно визначена. Матриця Гессе  $H$  за визначенням є матрицею других похідних:

$$H_{ij}(Y, \theta) = \frac{\partial^2 l}{\partial \theta_i \partial \theta_j}, i, j = 1, \dots, m \quad (2.20).$$

За допомогою матричного диференціювання можна записати гессіан у вигляді:

$$H = \frac{\partial^2 l}{\partial \theta \partial \theta^T} \quad (2.21).$$

У деяких моделях функція правдоподібності необмежена зверху і не існує оцінок максимальної правдоподібності за наведеним вище опису.

Інформаційною матрицею для вектора спостережень розмірністю  $N$  будемо називати матрицю:

$$I^N(\theta) = E(g(Y, \theta)g^T(Y, \theta)) \quad (2.22).$$

Нехай  $\varphi(Y)$  є деяка функція вектора спостережень  $Y$ . Тоді її математичне сподівання дорівнює:

$$E(\varphi(Y)) = \int_Y \varphi(Y)L(\theta_0, Y)dY \quad (2.23),$$

де  $Y$  позначає простір елементарних подій (простір змінної  $Y$ ).

Таким чином, можна переписати визначення інформаційної матриці у вигляді:

$$I(\theta) = \int_Y g(Y, \theta)g^T(Y, \theta)L(Y, \theta)dY \quad (2.24).$$

Асимптотичною інформаційною матрицею є межа:

$$I^\infty(\theta) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} I^N(\theta) \quad (2.25).$$

Якщо спостереження незалежні і однаково розподілені, то інформація зростає пропорційно кількості спостережень.

Метод максимальної правдоподібності використовуються для знаходження способу розрахунків, а потім вже докази, якими властивостями володіє цей метод по відношенню до більш широкого класу розподілів.

ММП для випадку регресії з нормально розподіленими помилками можна отримати МНК, який володіє «хорошими» властивостями і при помилках, які вже не мають нормального розподілу, але при цьому ефективність зменшується. Зворотній зв'язок між цими методами полягає в тому, що МНК використовують як обчислювальну процедуру для

знаходження оцінки МП і побудови тестів. Таке технічне використання МНК називають допоміжною регресією. Слідом за Девідсоном і Мак-Кінноном будемо використовувати термін штучної регресії, якщо допоміжна регресія може бути застосована і для знаходження оцінок, і для перевірки гіпотез щодо отриманих оцінок і перевірки правильності специфікації моделі.

Функцію правдоподібності розбивається по вкладах окремих спостережень:  $l(Y, \theta) = \sum_i l_i(Y_i, \hat{\theta})$ . Те ж саме можна зробити з градієнтом. Визначимо матрицю вкладів в градієнт окремих спостережень  $G$  як:

$$G_{ij}(\theta) = \frac{\partial l_i}{\partial \theta_j}(\theta) \quad (2.26).$$

$$\text{При цьому } \sum_i G_{ij} = \sum_i \frac{\partial l_i}{\partial \theta_j} = \frac{\partial}{\partial \theta_j} \sum_i l_i = \frac{\partial l}{\partial \theta_j} = g_j.$$

Вираз для інформаційної матриці в разі лінійної регресії з нормально розподіленими помилками:

$$E(G_0^T G_0) = E \sum_i (G_{0i}^T G_{0i}) = E(\sum_i (G_{0i})^T (G_{0i})) = \sum_i (g_0 g_0^T).$$

Останній вираз по визначенню є інформаційною матрицею. Таким чином, виходить:

$$E(G_0^T G_0) = I_0 \quad (2.27).$$

Розглянемо сімейство універсальних алгоритмів обчислення оцінок максимальної правдоподібності, тісно пов'язаних з розглянутими способами отримання матриці  $\hat{I}$ . Такого роду алгоритми є ітеративними градієнтними методами, де  $t$  крок алгоритму задається формулою:

$$\theta^{t+1} = \theta^t + (\hat{I}^t)^{-1} g(\theta^t) \quad (2.28).$$

Стаціонарна точка цього процесу  $\theta^{t+1} = \theta^t$  буде задовольняти рівнянням правдоподібності  $g = 0$  і (з відповідними застереженнями) буде оцінкою максимальної правдоподібності.



Якщо в якості  $\hat{I}^t$  взяти інформаційну матрицю в точці оцінок  $I(\theta^t)$ , то ми отримуємо метод, званий «method of scoring»:

$$\theta^{t+1} = \theta^t + I(\theta^t)^{-1}g(\theta^t) \quad (2.29).$$

Якщо в якості  $\hat{I}^t$  взяти мінус гессіан  $-H(\theta^t)$  то ми отримуємо класичний метод Ньютона:

$$\theta^{t+1} = \theta^t - H(\theta^t)^{-1}g(\theta^t) \quad (2.30).$$

Крок методу ЗДГ (зовнішнього добутку градієнтів, OPG) можна отримати за допомогою штучної регресії, в якій залежною змінною буде вектор, складений з одиниць (позначимо його  $1$ ), а матрицею регресорів – матриця  $G(\theta^t)$ . Якщо  $\Delta\theta^t$  – оцінки коефіцієнтів в цій допоміжній регресії на  $t$ -му кроці, то ітерацію висловимо як:

$$\theta^{t+1} = \theta^t + \Delta\theta^t \quad (2.31),$$

де

$$\Delta\theta^t = (G(\theta^t)^T G(\theta^t))^{-1} G(\theta^t)^T l \quad (2.32).$$

Останній алгоритм є найпростішим, але він сходиться дуже повільно. З огляду на те, що зазвичай при використанні даного методу  $(G(\theta^t)^T G(\theta^t))^{-1}$  беруть в якості оцінки коваріаційну матрицю оцінок, то його використання небажано.

Існують різні модифікації основної ідеї методу.

Крок алгоритму обчислюється, помножуючи початковий крок на параметр  $\lambda$ :

$$\theta^{t+1} = \theta^t + \lambda(\hat{I}^t)^{-1}g(\theta^t) \quad (2.33).$$

Параметр  $\lambda$  вибирається так, щоб максимізувати по ньому функцію правдоподібності в точці  $\theta^{t+1}$ :

$$\lambda = \arg \max \lambda(\theta^t + \lambda(\hat{I}^t)^{-1}g(\theta^t)) \quad (2.34).$$

Алгоритм обчислення значення за моделлю GARCH:

1. Перетворити ціни в доходи від фінансових інструментів:

$$z_t = \Delta x_t = \Delta^2 y_t = x_t - x_{t-1} = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

2. Обчислення значень за моделлю АРІКС (1,1):  $\hat{z}_t = c + \alpha_1 \cdot z_t + \beta_1(z_t - \bar{z}_{t-1})$ .

3. Обчислення помилок по АРІКС:  $e_t = z_t - \hat{z}_t$ .

4. Обчислення градієнтів залишків  $\partial \varepsilon / \partial \theta$ :

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \theta} = (-1, -y_{t-1}, -\varepsilon_{t-1}).$$

5. Обчислити градієнти умовних дисперсій  $H_n$ :

- перший рядок складається з нулів, тільки останній елемент дорівнює 1;
- для інших рядків обчислюється за формулою:

$$\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \theta} = (0, 0, 0, 1, \sigma_{t-1}^2, \varepsilon_{t-1}^2, 0).$$

6. Обчислити  $Q$ ,  $S$ ,  $\xi$ ,  $v$ :

$$Q_t = \frac{1}{\sigma_t} \cdot \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \theta},$$

$$S_t = \frac{1}{\sigma_t^2} \cdot \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \theta},$$

$$\xi_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t},$$

$$v_t = \xi_t^2 - 1.$$

7. Оцінити штучну регресію і отримати напрямлення зміни параметрів  $\Delta$ :

$$\Delta = (Q^{t^T} \cdot Q^t + \frac{1}{2} \cdot S^{t^T} \cdot S^t) \cdot (Q^{t^T} \cdot \xi^t + \frac{1}{2} \cdot S^{t^T} \cdot v^t).$$

9. Обчислити нові коефіцієнти:  $Q_1 = Q_0 + \lambda \cdot \Delta$ .

10. Обчислити значення, одержувані за рівнянням GARCH:  $\hat{z}_t = q_1 + q_2 \cdot z_t + q_3 e_t$ .

### 2.3. Алгоритми аналізу із застосуванням методів штучного інтелекту

Обробка досліджуваних цін фінансових інструментів методами технічних індикаторів (RSI, MACD) і отримання прогностного значення по GARCH-моделі є лише підготовчим етапом перед початком інтелектуального аналізу ситуацій на фінансових ринках, що становить ядро розробленого механізму. Для цих цілей обраний популярний на сьогоднішній день, широко застосовуваний, активно розвиваючийся метод нейронних мереж.

Теорія штучних нейронних мереж була створена і почала розвиватися в роботах таких вчених, як Розенблатт Ф., Мінський М., Пейперт С., Кохонен Т, Гросберг С. Питанням теорії і практичного використання штучних нейронних мереж присвячені роботи таких вчених, як Галушкин А.І., Горбань О.М., Шумський С.А., Єжов А.А., Міркес Е.М.

Оскільки мережі з прямим зв'язком, такі як багат шаровий перцептрон, є універсальним засобом апроксимації функції, їх з успіхом можна використовувати для вирішення завдань класифікації. У даній роботі використана найбільш підходяща топологія нейронних мереж для задачі класифікації – багат шаровий перцептрон. Завдання класифікації може бути вирішена на мережі з одним вихідним нейроном.

Є різні проблеми, що зачіпають складання і навчання багат шарового перцептрону:

1. Вибір кількості прихованих шарів.

Майже для всіх завдань одного проміжного шару досить. Два шару необхідні при моделюванні даних з розривами. При проектуванні нейронної мережі для класифікації ринкових ситуацій вирішено почати з одного прихованого шару.

2. Скільки нейронів використовувати в кожному прихованому шарі.

Якщо використовується недостатня кількість нейронів, мережа буде не в змозі моделювати складні дані. Якщо використовуються занадто багато нейронів, збільшується час навчання, і мережа перестає відповідати даним. Коли відбувається перенавчання, мережа починає моделювати випадковий шум в даних. Необхідна кількість нейронів в прихованому шарі буде встановлюватися в ході проведення експериментальної частини.

### 3. Знаходження глобального оптимального рішення, уникнувши локального мінімуму.

Якщо зобразити графік помилок як функцію ваг, то він буде відповідати поверхні з великою кількістю локальних мінімумів, двовимірне представлення якої наведено на малюнку 2.1.

У звичайній нейронній мережі на практиці може бути набагато більше вимірів, в кожному з яких поверхня має велике число локальних мінімумів. Оптимізаційні методи (покроковий спуск і пов'язаний градієнт) високо сприйнятливі до знаходження локального мінімуму, якщо вони починають дослідження поблизу локального мінімуму.



Рис. 2.1 – Поверхня помилок МСП

### 4. Сходження до оптимального рішення в прийнятні терміни.

Так як проектована система підтримки прийняття рішень буде працювати в режимі реального часу, і нейронна мережа буде навчатися також в реальному часі, то при проектуванні будуть задані певні часові рамки, в які потрібно буде укладатися. Якщо час навчання проекрованої нейромережі буде виходити за ці рамки, то постане питання про зміну її архітектури.

## 5. Перевірка нейронної мережі на перенавчання.

Відстеження цього питання буде проводитися в процесі тестування нейронної мережі.

При застосуванні нейронних мереж як класифікаторів при аналізі фінансових ринків необхідно пам'ятати про важливість вибору алгоритму навчання, попередньої обробки даних і формуванню навчальної вибірки. Процес навчання мережі являє собою задачу мінімізації помилки навчання методом підбору необхідних ваг кожного з шарів мережі. Загальний алгоритм навчання мережі можна представити таким чином:

1. Ініціалізація ваг мережі рандомізованими малими значеннями.
2. Подача на вхід мережі вектора навчальної вибірки  $X$  і обчислення сигналу  $NET$  від кожного нейрона.

$$NET_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i \quad (2.35).$$

3. Обчислення значення порогової функції нейрона для сигналу  $NET$  для кожного нейрона:

$$OUT_j = \begin{cases} 1, & NET_j > \theta_j \\ 0, & NET_j \leq \theta_j \end{cases} \quad (2.36),$$

де  $\theta_j$  являє собою поріг, відповідний  $j$ -му нейрону (приклад для самого простого варіанту порогової функції).

4. Обчислюється помилка для кожного нейрона:

$$e_j = Tr_j - OUT_j \quad (2.37),$$

де  $Tr_j$  – необхідний вихід нейрона.

5. Модифікація ваги нейронів:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha x_i e_j \quad (2.38),$$

де  $\alpha$  – коефіцієнт, що дозволяє регулювати швидкість навчання мережі.

Завдання навчання багат шарових мереж по суті зводиться до завдання багатокритеріальної безумовної оптимізації, для вирішення якої застосовуються такі методи, як метод оптимізації Ньютона, методи найшвидшого спуску, в тому числі градієнтні методи, і їх спеціалізовані модифікації для нейронних мереж, такі як алгоритм зворотного поширення помилки.

### 2.3.1. Нормування даних для нейронних мереж

На практиці в процесі нейромережевого аналізу передобробка даних може стати найбільш трудомістким елементом нейромережевого аналізу. Причому, знання основних принципів і прийомів перед обробки даних не менше, а може бути навіть більш важливо, ніж знання власне нейромережових алгоритмів. Хоча попередня обробка не пов'язана безпосередньо з нейромережами, вона є одним з ключових елементів цієї інформаційної технології. Успіх навчання нейромережі може вирішальним чином залежати від того, в якому вигляді представлена інформація для її навчання. Нормування даних – це перша сходинка передобробки, тому вона є важливим етапом передобробки даних для нейромережі. Від результатів правильної нормування даних буде залежати весь подальший процес навчання і аналізу функціонування нейронної мережі.

Нормування – це коригування ряду (вектора) значень відповідно до деяких функцій перетворення, з метою зробити їх більш зручними для аналізу і (або) порівняння. Нормування даних потрібно, коли несумісність одиниць вимірювань змінних може відбитися на результатах (як у випадку навчання нейромережі), і рекомендується в тих випадках, коли підсумкові звіти можуть бути поліпшені, або якщо необхідно висловити результати в певних зрозумілих/сумісних одиницях.

Так на входи проектованої нейронної мережі будуть подаватися різномірні дані:

- ціна фінансового інструменту;
- значення індикатора RSI в межах від 0 до 100;
- значення індикатора MACD в межах від -10 до 10.

Щоб при навчанні нейромережі вони мали рівну вагу і давали рівний внесок в функцію помилок, необхідно провести нормування цих даних.

Важливо врахувати, що, якщо з точки зору операції множення значення  $\pm 1$  рівноправні, між 0 і 1 є істотна асиметрія: нульові значення не дають ніякого вкладу в градієнт помилки. Таким чином, вибір схеми кодування входів впливає на процес навчання. В силу логічної рівноправності обох значень входів, більш кращою виглядає симетричне кодування:  $\{-1;1\}$ , яке зберігає рівноправність в процесі навчання.

Для нормування основної маси даних і одночасного обмеження діапазону можливих значень можна використовувати для попередньої обробки даних сигмоїдальної функції активації нейронів. Наприклад, нелінійне перетворення з використанням функції гіперболічного тангенса:

$$\tilde{x}_i = th\left(\frac{y}{\alpha}\right) \quad (2.39),$$

де  $y = \frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i}$ , а  $\alpha$  – коефіцієнт нахилу сигмоїдальної функції, нормує основну масу даних і дає можливість розмістити дані в інтервалі  $\tilde{x}_i \in [-1; 1]$ . Це попереджає небезпеку асиметрії і нерівномірного вкладу входів при обчисленні градієнта під час навчання, що може статися при нормуванні за допомогою логістичної функції, так як застосовуючи її всі дані розміщуються в одиничному інтервалі  $\tilde{x}_i \in [0; 1]$ .

Нормування за допомогою використання активаційної функції нейронів гіперболічного тангенса передбачає підбір коефіцієнта нахилу. При коефіцієнті нахилу  $\alpha = 1$  виявляються сплески в даних.

Для усунення сплесків і приведення всіх даних в інтервал  $\tilde{x}_i \in [-1; 1]$  необхідно застосувати наступний алгоритм:

- з'ясувати максимальне по модулю значення з даних при нормуванні гіперболічним тангенсом з коефіцієнтом нахилу 1;
- з'ясувати для цього значення величину  $y$  з формули  $y_{max}$ ;
- обчислити значення коефіцієнта нахилу за формулою:

$$\alpha = \frac{y_{max} \cdot 4}{\pi} \quad (2.40),$$

виходячи з того, що  $tg\left(\frac{\pi}{4}\right) = 1$ .

Таким чином з різнорідних даних отримуємо нормовані щодо середніх величин вибірки і обидві групи даних розташовані в інтервалі  $[-1; 1]$ , що збільшує інформативну складову даних, тобто інформаційну ентропію. Нормовані таким чином ціни акцій стають придатними для нейромережевого аналізу. Вони дозволять ефективно навчити нейронну мережу для класифікації ринкових ситуацій. Кожні нові дані, як ціни, так і індикатора буде вносити рівний внесок в процес навчання.

### 2.3.2. Алгоритми навчання багат шарового перцептрона

В цілому завдання навчання багат шарового перцептрона зводиться до пошуку мінімуму функції помилки  $E(w)$ . Завдання навчання зводиться до задачі знаходження глобального мінімуму функції багатьох змінних. При виборі алгоритму навчання виникає 2 проблеми: по-перше, обчислювальні витрати на перебування градієнтів функцій багатьох змінних можуть бути занадто великі, що значно сповільнить процес навчання, по-друге, існує



проблема сходження алгоритму до локального мінімуму і застрягання в ньому. Для вирішення першої проблеми використовують алгоритми, які мінімізують кількість ітерацій для розрахунку градієнта, для вирішення другої проблеми в алгоритм вводять елементи стохастичною оптимізації.

#### 2.3.2.1. Алгоритм зворотного поширення помилки

Найвідоміший приклад алгоритму навчання нейронних мереж і, зокрема, багат шарового перцептрона – алгоритм зворотного поширення (error back-propagation), запропонований Руммельхартом і Хінтон в 1986 р. Сучасні алгоритми другого порядку, такі як спуск по зв'язаних градієнтам і Левенберга-Марквардта істотно швидше при вирішенні багатьох завдань, але зворотне поширення все ще має переваги в деяких обставинах, і є найлегшим алгоритмом для розуміння.

Суть алгоритму зворотного поширення полягає в поширенні по мережі назустріч потоку сигналів різниці між бажаними і фактичними виходами нейромережі, визначаються на вихідному шарі нейронів.

У зворотному поширенні, обчислюється вектор градієнта поверхні помилок. Цей вектор вказує уздовж лінії найкрутішого спуску від поточної точки, таким чином, ми знаємо, що, якщо ми пройдемо цю "коротку" відстань, ми зменшимо помилку. Послідовність таких кроків в кінцевому рахунку знайде мінімум деякого виду.

Великі кроки можуть сходитися швидше, але також можуть переступити через рішення або піти в неправильному напрямку. Навпаки, дуже маленькі кроки можуть знайти правильне напрямку, але вони вимагають великої кількості ітерацій. Практично, розмір кроку пропорційний нахилу і спеціальній константі: рівень навчання.

Дослідження в області раціоналізації питань обчислення градієнта функції багатьох змінних, який і є математичною постановкою функціонування і навчання нейронної мережі, займалися Румельхарт, Хінтон і Вільямс.

Основна ідея полягає в наступному: якщо уявити пошук градієнта  $gradH$  як деякий двоїтий процес над структурою обчислення  $H$ , де  $H$  складна функція, яка є суперпозицією функцій малого числа змінних, і скористатися правилом диференціювання складних функцій, зберігаючи проміжні результати, то обчислення всієї сукупності  $\partial H / \partial x$  ( $i=1, \dots, n$ ) виходить не набагато складніше, ніж однієї з цих функцій, так як вони складаються з однакових блоків. Обчислення градієнта складної функції представляється як обчислювальний процес, в ході якого сигнали поширюються в зворотному напрямку від вихідних елементів до вхідних. І також обчислення складної функції буде складатися з проходження кожного з елементів мережі за рахунок структури зв'язків між елементами. Таким чином одна і та ж структура нейронної мережі використовується як для її функціонування, так і для її навчання. Самі обчислення в обох випадках розподілені за конкретними нейронам, тобто кожен нейрон виробляє обчислення під час вступу до нього сигналів від його входів і виходів.

Алгоритм зворотного поширення помилки наступний:

1. Ініціалізувати синаптичні ваги випадковими значеннями близькими до 0.
2. Вибрати чергову навчальну пару (вхідні і вихідні значення) з навчальної множини; подати вхідний вектор на вхід мережі.

При цьому нейрони послідовно від шару до шару функціонують за такими формулами:

- прихований шар

$$x_j = \sum_j w_{ij} x_j^a, y_j = \sum_j \sigma(x_j) \quad (2.41),$$

– вихідний шар

$$x_k = \sum_k v_{ij} y_j, y_k = \sum_k \sigma(x_k) \quad (2.42),$$

де  $\sigma(x)$  – функція активації,  $x_j, x_k$  – входи;  $w_{ij}, v_{ij}$  – ваги,  $y_i, y_k$  – виходи.

3. Обчислити вихід мережі.

4. Обчислити різницю між виходом мережі і необхідним виходом (цільовим вектором навчальної пари).

Функція помилки для даного вхідного набору обчислюється за такою формулою:

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (y_k - Y_k^a)^2 \quad (2.43),$$

де  $y_k$  – виходи вихідного шару,  $Y_k^a$  – реальні виходи.

Ця функція підлягає мінімізації. Класичний градієнтний метод оптимізації складається в ітераційне уточнення аргументу відповідно до формули:

$$v_{jk}(t+1) = v_{jk}(t) - h \cdot \frac{dE}{dv_{jk}} \quad (2.44),$$

де параметр  $h$  має сенс швидкості навчання і вибирається досить малим для збіжності методу.

Диференціюючи функцію отримуємо:

$$\frac{dE}{dy_k} = \delta_k = (y_k - Y_k^a) \quad (2.45),$$

$$\frac{dE}{dx_k} = \frac{dE}{dy_k} \cdot \frac{dy_k}{dx_k} = \delta_k y_k (1 - y_k) \quad (2.46),$$

$$\frac{dE}{dv_{jk}} = \frac{dE}{dy_k} \cdot \frac{dy_k}{dx_k} \cdot \frac{dx_k}{dv_{jk}} = \delta_k y_k (1 - y_k) \cdot y_j \quad (2.47).$$

Таким чином, всі необхідні величини для підстроювання ваг вихідного шару отримані.

5. Відкоригувати ваги мережі для мінімізації помилки.

Згідно градієнтного методу ваги рівні:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - h \cdot \frac{dE}{dw_{jk}} \quad (2.48).$$

Обчислення похідних виконуються за тими ж формулами, за винятком деякого ускладнення формули для помилки  $d_j$ .

$$\frac{dE}{dy_j} = \delta_j = \sum_k \frac{dE}{dx_k} \cdot \frac{dx_k}{dy_j} = \sum_k \delta_k y_k (1 - y_k) \cdot v_{jk} \quad (2.49),$$

$$\frac{dE}{dx_k} = \frac{dE}{dy_k} \cdot \frac{dy_k}{dx_k} = \delta_k y_k (1 - y_k) \quad (2.50),$$

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dw_{ij}} &= \frac{dE}{dy_j} \cdot \frac{dy_j}{dx_j} \cdot \frac{dx_j}{dw_{ij}} = \delta_j y_j (1 - y_j) \cdot x_i^a = [\sum_k \delta_k y_k (1 - y_k) \cdot v_{jk}] \cdot \\ &\quad [y_j (1 - y_j) \cdot x_i^a] \end{aligned} \quad (2.51).$$

При обчисленні  $\delta_j$  тут і був застосований принцип зворотного поширення помилки: приватні похідні беруться тільки за змінними наступного шару.

6. Повторювати кроки з 2 по 5 для кожного вектора навчальної множини до тих пір, поки помилка на всій множині не досягне прийнятного рівня, який задається критерієм зупинки навчання.

Застосування сигмоїдальних функцій активації полегшують обчислювальну процедуру алгоритму зворотного поширення помилок за рахунок можливості вираження диференціала функції логістичною, гіперболічного тангенса через саму функцію:

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x)), \text{ де } \sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} - \text{логістична функція;}$$

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = (1 + \sigma(x)) \cdot (1 - \sigma(x)), \text{ де } \sigma(x) = th \frac{x}{\alpha} - \text{функція гіперболічного тангенса.}$$

### 2.3.2.2. Альтернативні методи навчання багатошарового перцептрона

Завдання мінімізації функції емпіричної помилки нейронної мережі топології багатошарового перцептрона може бути вирішена і за допомогою інших алгоритмів навчання.

Одним з підходів до розгляду завдання навчання є математична постановка завдання навчання багатошарового перцептрона з точки зору класичної оптимізації.

Поставимо задачу розгляду альтернативного варіанту відшукування ваг нейронів однієї з популярних архітектур нейромереж для розпізнавання образів і класифікації – багатошарового перцептрона. Будемо вважати, що вихідні дані для навчання вже пройшли процедуру нормування.

Для цього повернемося до математичних основ нейромережевої теорії. Математична модель нейронної мережі заснована на теоремі Колмогорова (Колмогоров, 1957) яка стверджує, що будь-яка безперервна функція  $n$  аргументів на одиничному кубі  $[0,1]^n$  представлена у вигляді суперпозиції неперервних функцій одного аргументу і операції додавання.

Виходи двошарової нейромережі являють собою суперпозицію функцій одного аргументу з операціями додавання:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{k=1}^{2n+1} h_k(\sum_{i=1}^n \varphi_{ik}(x_i)) \quad (2.52),$$

де  $h_k$  – функція активації нейронів прихованого шару,  $x_i$  – вхідні нейрони з вагами  $\varphi_{ik}$ .

Мета функціонування мережі знайти оптимальні ваги, з якими функція найкращим чином була наближена до реальних виходів нейронної мережі з навчальної вибірки:

$$e_k = d_k(n) - y_k(n) \quad (2.53),$$

$$E(n) = \frac{1}{2} e_k^2(n) \rightarrow \min \quad (2.54),$$

тобто в мінімізації сумарної помилки  $E(n)$  виходів мережі (де  $e_k$  – помилка одного виходу мережі).

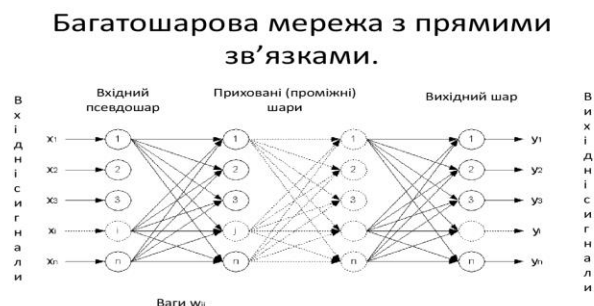


Рис. 2.2 – Багатошарова нейронна мережа прямого поширення

Функція виходів нейронної мережі, є універсальним механізмом моделювання широкого спектра завдань. Так навіть двошарова нейронна мережа може описати переважну більшість функцій.

Для нейромереж з одним вихідним нейроном завдання зводиться до екстраполяції функції виходу мережі.

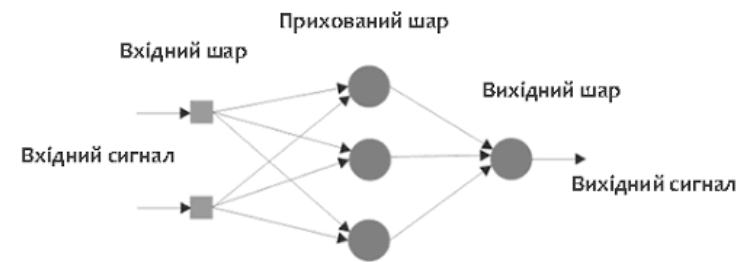


Рис. 2.2 – Перцептрон з одним прихованим шаром

Функція значення вихідного нейрона перцептрона з одним прихованим шаром набуває вигляду:

$$y = h \sum_{j=1}^2 g_j (\sum_{i=1}^3 \varphi_{ij} \cdot x_i) \quad (2.55),$$

де  $h$  – функція активації вихідного нейрона,  $g_j$  – функції активації нейронів прихованого шару.

Процес навчання нейронної мережі з одним виходом зводиться до знаходження таких ваг, які б максимально наближали функцію значень вихідного нейрона до реального значення виходу з навчальної вибірки:

$$E(n) = e^2 = (d - y)^2 = (d - h \sum_{j=1}^2 g_j (\sum_{i=1}^3 \varphi_{ij} \cdot x_i))^2 \rightarrow \min \quad (2.56).$$

Для навчальної вибірки візьмемо вибірку для завдання класифікації по 3 класах:

$$d = \begin{cases} 0 \\ 0.5 \\ 1 \end{cases}$$

Розглянемо процес навчання для першого класу ( $d=0$ ):  $(h \sum_{j=1}^2 g_j (\sum_{i=1}^3 \varphi_{ij} \cdot x_i))^2 \rightarrow \min$ . В даному випадку, завдання навчання зводиться до мінімізації функції виходу нейромережі. Значення  $x_i$  нормовані в інтервал  $[0,1]$  величини входів з навчальної вибірки. Для розгляду завдання мінімізації помилки з точки зору класичної оптимізації, необхідно визначитися з функціями активації нейронів прихованого і вихідного шарів.

У більшості випадків функціями активації нейронів рекомендується вибирати функції, які нормують значення суми добутків ваг попереднього шару в інтервали  $[0,1]$  або  $[-1,1]$ . У порівнянні з граничними, знаковими або функціями насичення безперервні функції, типу логістичної (сигмоїд), гіперболічного тангенса, є більш гнучкими для задач оптимізації, так як вони рівномірно згладжують середньозвішане значення нейронів попереднього шару. Щоб виключити відмінності впливів на значення нейрона вихідного шару окремих нейронів, функції активації всіх нейронів повинні збігатися.

Аналіз почнемо з вихідного нейрона, для цього введемо позначення:

$$t_j = \sum_{i=1}^3 \varphi_{ij} \cdot x_i, \text{ тоді}$$

$y^2 = (h \sum_{j=1}^2 g_j(\sum_{i=1}^3 \varphi_{ij} \cdot x_i))^2 = (h \sum_{j=1}^2 g_j(t_j))^2$ , і якщо  $K = \sum_{j=1}^2 g_j(t_j)$ , то  $y^2 = h^2(K)$ .

Візьмемо в якості функції активації вихідного нейрона логістичну функцію:  $h(K) = \frac{1}{1+e^{-K}}$ . Тоді задача оптимізації зводиться до відшукування мінімуму функції  $\frac{1}{(1+e^{-\sum_{j=1}^2 g_j(t_j)})^2} \rightarrow \min$ .

Функція виду  $\frac{1}{(1+L)^2}$  приймає найменші значення при максимізації аргументу  $L$ , при позитивних значеннях аргументу (тому що в нашому випадку аргументом є експонента, яка приймає тільки значення більше 0).

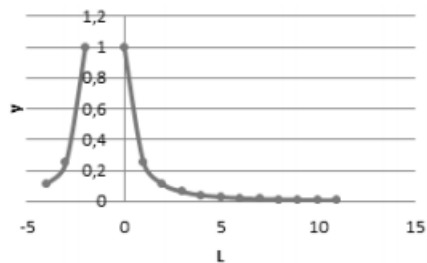


Рис. 2.3 – Графік логістичної функції активації

Переходимо до задачі максимізації експоненційної функції від аргументу функції активації прихованих нейронів:  $e^{-\sum_{j=1}^2 g_j(t_j)} \rightarrow \max$ .

Експоненційна функція монотонно зростаюча. Переходимо до задачі максимізації її аргументу:  $-\sum_{j=1}^2 g_j(t_j) \rightarrow \max$ ,  $-g_1(t_1) - g_2(t_2) \rightarrow \max \Rightarrow g_1(t_1) + g_2(t_2) \rightarrow \min$ .

Для прихованого шару беремо таку ж функцію активації, що і для вихідного нейрона, логістичну, тоді  $g_1(t_1) + g_2(t_2) \rightarrow \min \Rightarrow \frac{1}{1+e^{-t_1}} + \frac{1}{1+e^{-t_2}} \rightarrow \min$ .



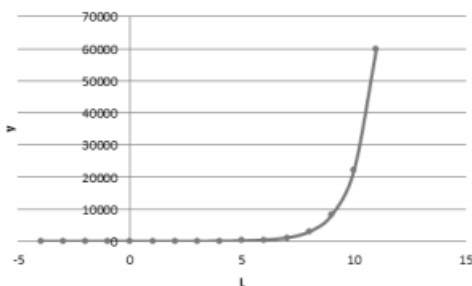


Рис. 2.4 – Графік експоненційної функції активації

За  $t_1$  було взято середньозвільшене значення, що потрапляє на вхід першого нейрона прихованого шару, за  $t_2$ , середньозвільшене, що потрапляє на вхід другого прихованого нейрона:

$$t_1 = \varphi_{11}x_1 + \varphi_{21}x_2 + \varphi_{31}x_3, t_2 = \varphi_{12}x_1 + \varphi_{22}x_2 + \varphi_{32}x_3.$$

Завдання навчання тришарового перцептрону з трьома вхідними, двома проміжними і одним вихідним шаром зводиться до задачі безумовної мінімізації безперервної функції 9 змінних (6 ваг і 3 значень вхідних нейронів):

$$\frac{1}{1+e^{-\varphi_{11}x_1+\varphi_{21}x_2+\varphi_{31}x_3}} + \frac{1}{1+e^{-\varphi_{12}x_1+\varphi_{22}x_2+\varphi_{32}x_3}} \rightarrow \min .$$

Завдання безумовної оптимізації полягає в знаходженні оптимального плану  $(\varphi_{ij}, x_i)^*$ , і може бути вирішена за допомогою класичних методів, таких як різні модифікації методу градієнтного спуску. Але, якщо включати змінні  $x_i$  в базис, то буде знайдено один з допустимих планів, в якому значення вхідних нейронів буде фіксованим. А процес навчання передбачає знаходження таких ваг, які будуть підлаштовуватися під значення входів нейронів. Тобто значення входів мережі є управлінням над системою ваг.

Таким чином, можна перейти до задачі оптимального управління, де вектор вхідних значень нейронної мережі є вектором управління, вектор ваг є вектором стану, а мінімізуючий вираз критерієм якості. На кожному

наступному проміжку часу, значення входів нейронів змінюються, і отримані на попередньому кроці ваги впливають на ваги нового кроку.

$$\varphi(\tau + 1) = A\varphi(\tau) + Bx(\tau) \quad (2.57),$$

де  $\tau$  – змінна, що характеризує динаміку процесу навчання, момент, за який подаються значення входів мережі,  $A$  – матриця впливу ваг попереднього кроку,  $B$  – вектор коригування попереднього управління.

$$\varphi(\tau) \text{ – вектор стану} \quad (2.58),$$

$x(\tau)$  – вектор управління,

$$x(\tau) \in X: \{x_i \in [0,1], i = 1 \dots 3\} \quad (2.59),$$

де  $X$  – множина допустимих управлінь (множина віднормованих значень входів нейронної мережі).

При розгляді процесу управління в динаміці, відповідно, критерій якості виражається як сума мінімізуючих виразів:

$$J(\varphi, x) = \sum_{\tau=0}^T \left( \frac{1}{1+e^{-\sum_{i=1}^3 \varphi_{i1} x_i(t)}} + \frac{1}{1+e^{-\sum_{i=1}^3 \varphi_{i2} x_i(t)}} \right) \rightarrow \min \quad (2.60).$$

Отримано лінійна дискретна задача оптимального управління з сумарним функціоналом, яка є добре дослідженою і має спеціальні методи оптимізації: принцип максимуму Понтрягіна і методи динамічного програмування (метод Беллмана).

Описаним методом може бути проведено навчання багатошарового перцептрона для задач класифікації. Структура перцептрону і кількість класів будуть впливати на розмірність кінцевого завдання, але алгоритм проведених дій залишиться незмінним. Основною відмінністю від стандартного методу навчання алгоритму поширення помилки, є відсутність ризику перенавчання мережі, яке часто виникає при навчанні в кілька епох на одному і тому ж вході мережі. Перенавчання мережі означає, що ваги максимально підлаштовуються під конкретні значення вхідних значень

мережі, і в робочому режимі така мережа дає невірні виходи навіть при подачі незначно відрізняючихся від навченої вибірки вхідних даних. У методі, заснованому на класичній оптимізації і зведенню процесу навчання до дискретної задачі оптимального управління, мережа не може перенавчитися, оскільки на кожному новому кроці навчання подається нове управління (вхідний набір значень мережі), і на кожному кроці попереднє управління вносить коректування в ваги. Відповідно стану (ваги) підлаштовуються під динаміку управлінь, а не під конкретні значення входів мережі.

#### 2.4. Методи і алгоритми нейромережевої класифікації ринкових ситуацій

У зв'язку з високою актуальністю інвестування грошових коштів в торгівлю на крипто ринках, дослідження в сфері аналізу та прогнозування динаміки цін фінансових інструментів із застосуванням нейронних мереж викликають жвавий інтерес. Дані дослідження спрямовані на розробку інформаційних систем на основі нейронних мереж для автоматизації прийняття інвестиційних рішень, але більшість з них має експериментальний характер. Нейронна мережу використовується в них в якості «чорного ящика», на вхід якого подаються наявні дані, а на виході отримується необхідна відповідь. Авторів робіт не цікавлять принципи побудови і моделювання нейронної мережі, а частіше вони експериментальним шляхом досліджують ефективність випадково підібраних, необґрунтованих архітектур нейромереж. Інші дослідження орієнтовані більш на розробку економіко-математичного апарату, захоплюючись математичними методами, автори втрачають фокус практичної користі подібних розробок.

Автором даної роботи дослідження зроблена спроба обґрунтування вибору архітектури нейронної мережі на основі якісного і кореляційного аналізу факторів моделі і теорії нейронних мереж.

Структура нейронної мережі в якості ядра інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень обрана з наступних причин:

1. Вона являє можливість масового паралельного синхронного виконання великого числа операцій, що складаються в свою чергу з найпростіших операцій.
2. Реалізує досить складне і гнучке функціональне перетворення вхідного простору станів в вихідний.
3. Допускає аналітичний опис перетворення вхідного простору станів в вихідний.
4. Дозволяє організувати контрольований процес налаштування коефіцієнтів мережі в адаптивному режимі.

Нехай  $\Psi$  – формальна постановка задачі прийняття інвестиційного рішення.  $\Psi$  включає множину вихідних даних  $I$ , в тому числі попередні зміни цін фінансового інструменту, значень технічних індикаторів і прогнозованої моделі і множину об'єктів, що підлягають визначенню  $O$ . Основою розробки нейронного алгоритму розв'язання задачі є системний підхід, при якому процес вирішення завдання представляється як функціонування в часі динамічної системи. На вхід якої подається множина  $I$ , а на виході знімається множина  $O$  (об'єкти, що підлягають визначенню і отримавши свої значення – рішення про купівлю-продаж фінансового інструменту в поточній ситуації).

Для отримання нейромережевої динамічної системи, що вирішує вихідну задачу, необхідно:

1. Визначити об'єкт, який виступає в ролі вхідного сигналу нейромережі.  
В даному дослідженні таким об'єктом виступають останні зміни цін фінансового інструменту, значення прогнозової моделі і технічні індикатори.
2. Визначити об'єкт, який виступає в ролі вихідного сигналу нейромережі.  
Це може бути саме рішення чи деяка його характеристика. У нашому випадку це буде саме управлінське рішення у вигляді рекомендації для трейдера (в загальному випадку користувача системи) на покупку або продаж конкретного фінансового інструменту в поточній ринковій ситуації.
3. Визначити необхідний вихідний сигнал мережі. Їм буде дискретна величина, що приймає значення: від 1 до 0,45 – покупка, від 0,45 до 0,55 – очікування, від 0 до 0,45 – продаж.
4. Визначити структуру нейромережі:
  - а) число шарів;
  - б) зв'язку між шарами;
  - в) об'єкти, які є ваговими коефіцієнтами.
5. Визначити функцію помилки системи, тобто функцію, що характеризує відхилення бажаного вихідного сигналу від реального вихідного сигналу нейромережі.
6. Визначити критерії якості системи і функціонал її оптимізації, що залежить від помилки.
7. Визначити значення вагових коефіцієнтів – в залежності від завдань це можна зробити різними способами:
  - а) аналітично, безпосередньо з постановки завдання;
  - б) за допомогою деяких чисельних методів;

в) застосувавши процедуру настройки коефіцієнтів нейронної мережі.

Рішення завдання за допомогою нейромережевого алгоритму полягає в застосуванні побудованої обчислювальної процедури з конкретними значеннями числових даних.

Процес рішення включає:

1. Отримання конкретної структури нейронної мережі, що відповідає вживаному алгоритму;
2. Знаходження значень вагових коефіцієнтів;
3. Генерація початкових наближень параметрів, якщо необхідно;
4. Передачу всіх чисельних значень в нейромережу і її запуск;
5. Функціонування мережі відповідно до режиму: за один крок або фіксоване число кроків, або за змінне число, залежне від необхідної точності.
6. Отримання рішення.

Практично всі відомі підходи до проектування нейронних мереж пов'язані в основному з вибором і аналізом деяких приватних видів структур з відомими властивостями. Наприклад, мережі Хопфілда, багатошаровий перцептрон, самоорганізовані карти Кохонена, і деяких режимів їх роботи. Використання нейромереж зводиться до застосування цих структур для вирішення класів адекватних їм завдань, при зміні або виборі параметрів структур. Так для завдання класифікації ринкових ситуацій найбільш придатною є структура багатошарового перцептрона, оскільки така структура в більшій мірі придатна для задач класифікації з учителем і досить широко застосовується фахівцями нейромережевого аналізу для розпізнавання образів, класифікації та кластеризації різних за видом і складності об'єктів.

Важливим критерієм ефективності роботи нейромережі є вибір інформативних ознак. На жаль, до теперішнього часу не існує єдиних методів вибору даних ознак і будь-який метод є суб'єктивним і прямо ставитися до конкретної нейронної мережі. Вибір ознак слід проводити після закінчення процедури синтезу і дослідження динаміки нейромережі.

#### 2.4.1. Проектування архітектури нейронної мережі

Завдання синтезу тришарової нейронної мережі, який є багатошаровий перцептрон Розенблатта, обраний в якості основного при моделюванні нейронної мережі, при заданому числі нейронів в першому і третьому шарі зводиться до мінімізації числа нейронів другого шару та налаштування коефіцієнтів нейронної мережі.

Завдання оптимізації нейромережової структури:

- Визнач загальне число нейронів мережі. Необхідно знайти число шарів і розподіл нейронів між шарами, максимізуючи  $\Psi$  (максимальне число областей, на яке можна розбити простір ознак розмірності  $N$   $H$  гіперплощинами).
- Знайти кількість шарів і розподіл нейронів по шарах при заданому  $\Psi$  (максимальне число областей, на яке можна розбити  $H$  гіперплощини простір ознак розмірності  $N$ ), щоб мінімізувала кількість нейронів в мережі.

Для заздалегідь заданого числа шарів  $W$  (рівного 3: вхідний, проміжний, вихідний) і при обмеженнях на кількість нейронів  $H$  (не більше 50) в мережі знайдемо оптимальну по верхній оцінці структуру. Це можна записати наступним чином:

$$\psi_1^{opt} = \begin{cases} \max_{W \leq H} \psi_{1[W]}^{opt} \\ \sum_{j=1}^W H_j = H \end{cases} \quad (2.61).$$

З очевидної нерівності слідує:

$$\left(\frac{H}{W} + 1\right)^W < \left(\frac{H}{W+1} + 1\right)^{W+1} \quad (2.62),$$

$$\psi_{1[W]}^{opt} = -\left(\frac{H}{W} + 1\right)^W \quad (2.63).$$

Слідує, що число областей з ростом числа шарів монотонно зростає. Звідси виходить, що оптимальною в даному випадку є  $H$ -шарова ( $H=3$  – для тришарового багат шарового перцептрона) нейронна мережа з одним елементом в кожному шарі, для якої  $\psi_1^{opt} = \left(\frac{H}{H} + 1\right)^H = 2^H$  є точна верхня оцінка.

Для тришарової мережі  $\Psi = 2,27^3 = 11,697$ .

Для багатовимірного варіанту мережі, оптимального по верхній оцінці, на підставі

$$\psi_{N[j]} = \prod_{i=1}^j \psi_{NHj} \quad (2.64),$$

так само, як в одновимірному випадку, можна записати:

$$\psi_{N[W]}^{opt} = \begin{cases} \max_{W \leq H} \max_{H_1 \dots H_N} \prod_{j=1}^W \psi_{NHj} \\ \sum_{j=1}^W H_j = H \end{cases} \quad (2.65).$$

З огляду на

$$\psi_{NH1} = 2^{H_1} \text{ при } H_1 \leq N \quad (2.66),$$

$$\psi_{NH1} < 2^{H_1} \text{ при } H_1 > N \quad (2.67).$$

Слідує, що умовами оптимальності відповідає цілий клас структур, саме всі структури, для яких  $H_j = N$  виконується:

$$\psi_N^{opt} = 2^{\sum_{j=1}^W H_j} = 2^H \quad (2.68).$$

Для структур, у яких  $H_j > N$ , для будь-якого  $j = 1, \dots, W$   $\psi_N^{opt} < 2^H$ .

При програмній реалізації нейронної мережі виникає необхідність обмежити сумарне число входів в мережу, викликане це тим, що число входів є число технічно важко реалізованих блоків множення. На етапі



настройки структури число входів дорівнює розмірності простору коефіцієнтів, в якому проводитиметься пошук екстремуму функціоналу якості моделі. Тому зменшення числа входів нейронів багат шарової мережі полегшує як реалізацію, так і настройку.

Для нейронної мережі з повними перехресними зв'язками сумарна кількість входів нейронів в  $i$ -му шарі дорівнює  $\gamma_N = (L_j + N)H_{ij}$ ,  $i_j = 1, \dots, W$ .

Звідси для сумарної кількості входів нейронів в  $W$ -шарової мережі:

$$\gamma_W = \sum_{j=1}^W \gamma_j = \sum_{j=1}^W [\sum_{i=1}^i H_j + N] H_j = N \sum_{j=1}^W H_j = \frac{1}{2} H^2 - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^W H_j \quad (2.69).$$

На підставі (2.67) для завдання багат шарової нейронної мережі, оптимальної по верхній або нижній оцінці кількості областей при обмеженні на сумарну кількість входів в мережі, формулюється так:

$$\begin{cases} \Psi_{N[W]}^* = \max_w \max_{H_1 \dots H_N} \Psi_{N[W]j} \\ \gamma \geq N \sum_{j=1}^W H_j + \frac{1}{2} [\sum_{j=1}^W H_j]^2 - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^W H_j^2 \end{cases} \quad (2.70),$$

де  $*$  – екстремальне значення. Зворотнє завдання синтезу структури багат шарової нейронної мережі, мінімальної за загальною кількістю входів, при обмеженні на кількість областей  $\Psi$ , що реалізується нейронною мережею, має такий вигляд:

$$\begin{cases} \Psi_W = \min_w \min_{H_1 \dots H_N} \left[ N \sum_{j=1}^W H_j + \frac{1}{2} [\sum_{j=1}^W H_j]^2 - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^W H_j^2 \right] \\ \Psi_{N[W]} \geq \Psi \end{cases} \quad (2.71).$$

У формулах (2.70) і (2.71)  $\Psi_{N[W]}$  визначається виразом (2.65).

Використовуючи формули (2.61) - (2.71), з огляду на, що обмеження на максимальну кількість нейронів становить 50, а кількість вихідних нейронів дорівнює 1 отримуємо для першого шару  $\gamma_1 = 22$  – оптимальна кількість нейронів.

Даний метод оптимізації видає оптимальну кількість нейронів, але не вказує на розподіл цієї кількості по вхідним ознакам. Так як на вхід нейронної мережі будуть подаватися 4 види даних (ціни, RSI, MACD, GARCH), необхідно оптимально розподілити між ними загальну кількість вхідних нейронів.

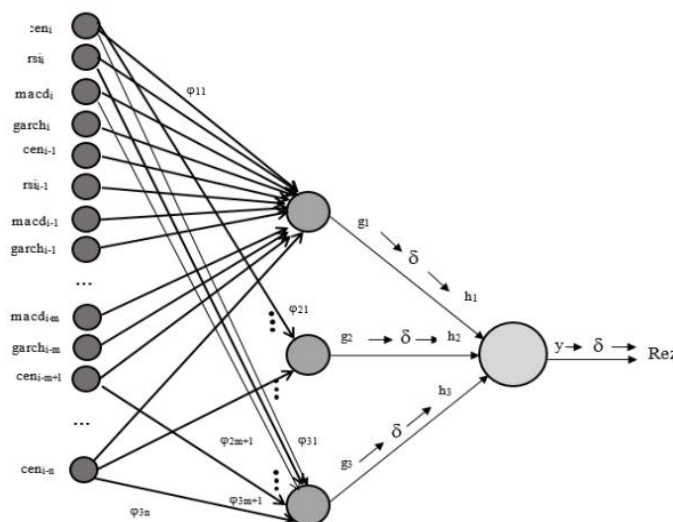


Рис. 2.5 – Архітектура спроектованої нейромережі

Головною вхідною визначальною ознакою нейронної мережі для задачі класифікації ринкових ситуацій є ціни фінансового інструменту. Отже, всі інші ознаки необхідно вибирати за ступенем пов'язаності і взаємному впливу ознак на ціни. В якості критеріїв оптимізації вибору кількості вхідних ознак кожного виду обрані коефіцієнт кореляції і коефіцієнт детермінації, що відображають відповідно щільність зв'язку і ступінь взаємозумовленості.

В першу чергу необхідно визначити, чи існує в ряді значень досліджуваної головної ознаки автокореляційної залежності. При виявленні присутності автокореляції дані ряди значень необхідно так само включити до множини вхідних значень моделі нейронної мережі.

Для балансу впливу технічних індикаторів і значень за прогнозною моделі необхідно включити у вхідний шар по однаковій кількості нейронів, на

які надходять значення за даними ознаками. Таким чином в модель включаємо 22 вхідних нейрона, з яких 4 – це значення цін, RSI, MACD, GARCH за поточний період, 9 є значеннями цін за попередні 9 періодів, 3 – значення по 3 попередніх періодів технічного індикатора RSI, 3 – значення по 3 попередніх періодів технічного індикатора MACD, 3 – значення по 3 попередніх періодів технічного індикатора по прогностній моделі.

Після того, як архітектура нейронної мережі стала, розглянемо процес формування вихідний вибірки для задачі класифікації ринкових ситуацій з урахуванням підвищення волатильності.

#### 2.4.2. Метод генерації вихідної вибірки для задачі нейромережевої класифікації ринкових ситуацій

Класифікація ринкових ситуацій полягає у визначенні патерну «покупки», «продажу» або «очікування», якому належить множина значень котирувань, їх технічних індикаторів і значень по прогностній моделі.

Використовується повнозв'язний багатошаровий перцептрон, на входи якого поступають значення попередніх цін фінансового інструменту, відповідні їм значення індикаторів RSI і MACD (вихідні дані є різно розмірними, необхідно провести попередню обробку даних), а виходами якої є число в інтервалі від 0 до 1, що означають рекомендацію продавати  $[0; 0,45)$ , очікувати  $0,5 \pm 0,05$ , купувати  $(0,55; 1]$ .

В процесі навчання нейронної мережі необхідно розпізнавати образи (класи) ринкових ситуацій, які підходять для покупки-продажу фінансового інструменту, і порівнювати їх з поданими на входи.

Виникає питання, яким чином при навчанні формувати вихідну вибірку, тобто множину значень, що належать до одного з класів: покупка, продаж, очікування.

Першою інтуїтивно зрозумілою відповіддю виникає експертна оцінка. При класифікації експертом виступає досвідчений трейдер-аналітик, який відносить поточну ситуацію до одного з класів. Тобто на вхід мережі подаються сигнали, експерт аналізує зміни, що відбуваються після останнього періоду з вхідної множини, і дає свою оцінку, до якого класу відносилась вхідна множина.

Були проведені експериментальні дослідження даного підходу до навчання. У навчальну вибірку входили 100 пар входів і виходів. Вхід – вектор з 18 віднормованих значень цін і технічних індикаторів. Вихід – експертна оцінка для поточної ситуації на ринку фінансового інструменту в діапазоні від 0 до 1. Тестова вибірка складалася з 100 пар входів і виходів. Було вироблено 2 епохи навчання зі швидкістю 0,1 і з критерієм зупинки 0,05.

За результатами тестування навченого на основі оцінок нейромережевого класифікатора ринкових ситуацій, можна помітити, що в даному випадку, нейронна мережа емулює стратегію даного конкретного експерта, який спирався на свій досвід і інтуїцію в виставленні оцінок. За відсутності вірних рекомендацій в класі очікування можна судити про більш агресивну позицію трейдера, яка характеризується частим відкриттям угод навіть в несприятливий момент. Більше число правильно розпізнаних позицій на продаж свідчить про більшу схильність даного трейдера до продажу.

Нівелювати вплив особистої стратегії експерта, усунути внесок емоційного, інтуїтивного фактора, дозволить метод, що враховує очікуваний прибуток трейдера. В даному способі оцінки стають точніше і послідовніше, що покращує якість навчання нейронної мережі.

Для експерименту оцінка (значення вихідної вибірки) давалася на основі 20 значень котирувань: 10 поточних котирувань (в 1 вхідний вектор входили по 10 послідовних значень котирувань) та 10 наступних. Рівень прибутку 0,9, означав, що в наступні 10 годин від розглянутого періоду трейдер бажає отримати прибуток з угоди по одному ф'ючерсу в розмірі 0,9. Якщо за наступний період прибуток досягалася повністю ставилася оцінка 1 або 0, відповідно для продажу і покупки. Якщо прибуток був менше, то оцінка зменшувалася пропорційно. Якщо прибуток був меншим 0,09, видавався висновок про ситуацію очікування.

Тестування нейромережевого класифікатора з оцінками на основі врахування очікуваного прибутку, вироблялося з архітектурою і параметрами навчання, що збігаються з експериментом першого методу. У порівнянні з першим методом результати рекомендацій всіх класів приблизно вирівнялися. Зменшилося середньоквадратичне відхилення. Збільшилася загальна кількість вірно видаються класифікатором рекомендацій.

Таким чином, нейромережевий класифікатор на основі оцінки з урахуванням очікуваного прибутку дозволить більш ефективно працювати системі підтримки прийняття рішень трейдера фінансового ринку. При формуванні навчальної та тестової вибірки в разі застосування даного підходу також з'являється можливість автоматизації процесу вироблення вихідних значень, що спростить обробку вихідних даних і дозволить використовувати систему підтримки прийняття рішень без звернення за експертними оцінками.

Нейромережева класифікація полягає в розпізнаванні на основі вхідних даних закономірностей і віднесення до одного з образів {покупка, продаж, очікування}, де  $I_t$  – вектор вхідних значень з вхідної вибірки,  $O_t$  – вихідний вектор, що складається з одного значення в діапазоні від 0 до 1, що означає

ступінь близькості до класу продажу (значення з множини  $\{0; 0,45\}$ ), класу очікування (значення з множини  $\{0,45; 0,55\}$ ), до класу покупки (значення з множини  $\{0,55; 1\}$ ). Вектор  $I_t$  складається з вхідних значень, в які включені в тому числі і 10 попередніх цін фінансового інструменту, він являється входом в навчальній парі. Позначимо частину вхідного вектора, необхідного для формування виходу мережі, за  $C_t$ . Метод генерації вихідного значення на основі вхідного вектора  $C_t$  полягає в порівнянні відсотка досягнення очікуваного прибутку при купівлі та продажу на зазначеному часовому проміжку.

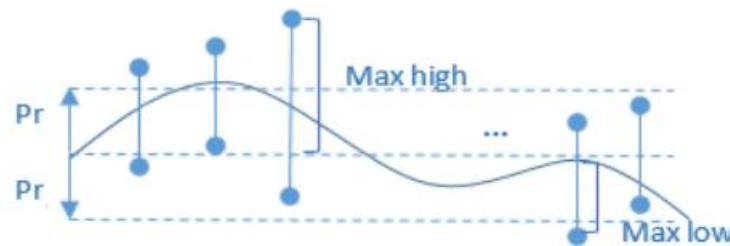


Рис. 2.6 – Ілюстрація алгоритму навчання мережі з урахуванням очікуваного прибутку

Розглянемо алгоритм автоматизації процесу генерації вихідної множини для навчання нейронної мережі з урахуванням очікуваного прибутку. В даному випадку система буде видавати оцінки (вихідні значення) відповідно до вищеприписаного підходу. На вхід кожного навчального прикладу подається вектор з 10 цінами фінансового інструменту.

1. Задаємо очікуваний рівень прибутку  $P_r$ , який планується досягти трейдером при укладанні угоди по конкретному фінансовому інструменту в наступні  $n$  періодів.
2. Для кожного вхідного вектора  $I_t$  серед значень в  $C_t$  обчислюємо максимальне підвищення від першої ціни закриття в вибірці *Max high*.

3. Для кожного вхідного вектора обчислюємо максимальне зниження від першої ціни закриття в вибірці *Max low*.
4. Обчислюємо відсоток максимального підвищення від очікуваного прибутку *Proc Max high*. Якщо отримуємо значення більше 1, округляємо його до 1.
5. Обчислюємо відсоток максимального зниження від очікуваного прибутку *Proc Max low*. Якщо отримуємо значення більше 1, округляємо його до 1.
6. Якщо  $Proc\ Max\ high > Proc\ Max\ low$ , повертає результат покупки:  

$$R = 0.5 + 0.5 * ProcMaxHigh * 100.$$
7. Якщо  $Proc\ Max\ high < Proc\ Max\ low$ , повертає результат продажу:  

$$R = 0.5 - 0.5 * ProcMaxLow * 100.$$
8. Якщо  $Proc\ Max\ high = Proc\ Max\ low$ , повертає результат очікування:  $R = 0.5$ , якщо процент досягнення прибутку менше 50, інакше аналізуємо напрямок покупки або продажу по тренду.

Таким чином, для кожного навчального вхідного набору  $I_t$  формується навчальний вихід нейронної мережі  $O_t$  в діапазоні від 0 до 1 за наведеним алгоритмом. При різкому підвищенні ціни в умовах підвищеної волатильності зменшуємо відсоток максимального підвищення на коефіцієнт:  $ProcMaxHigh / k$ . При зниженні ціни в умовах підвищеної волатильності, збільшуємо відсоток максимального зниження:  $ProcMaxLow * k$ .

#### 2.4.3. Методика підтримки прийняття рішень і її алгоритм класифікації ринкових ситуацій

Суть методики нейромережевої класифікації ринкових ситуацій зводиться до побудови нейромережевої динамічної системи, що обробляє дані з трьох основних підходів до аналізу ринків: технічний аналіз, прогнознi

моделі, фундаментальний аналіз, звіряти образи з 3 класами ринкових ситуацій, і надає на виході відповідь, до якого класу належить поточна ринкова ситуація обраного фінансового інструменту. Методика нейромережевої класифікації зводиться до сукупності кроків, комбінації всередині них різних методів і алгоритмів, спрямованих на вироблення рекомендації про направлення відкриття угоди для трейдера за заявленими ним параметрам.

У навчальній множині входами є описані вище значення, а виходами – значення:

- $[0; 0,45)$  – рекомендація зі значенням Sell;
- $0,5 \pm 0,05$  – рекомендація зі значенням Wait;
- $(0,45; 1]$  – рекомендація зі значенням Buy (див. Рис. 2.7).



Рис. 2.7. Загальна модель спроектованої нейронної мережі

В процесі навчання мережа повинна буде навчитися на заданих прикладах визначати ситуацію на ринку. За допомогою використання передавальної функції і методу зворотного поширення помилок, який навчає правила проєктований багатошаровий перцептрон навчитися сам виявляти такого роду ситуації для будь-яких вхідних значень.

Таким чином модель прийняття рішення про направлення укладання угоди трейдером фінансового ринку складається з інформації, інформаційного управління, рекомендації до дії, дії і отриманого результату від угоди.



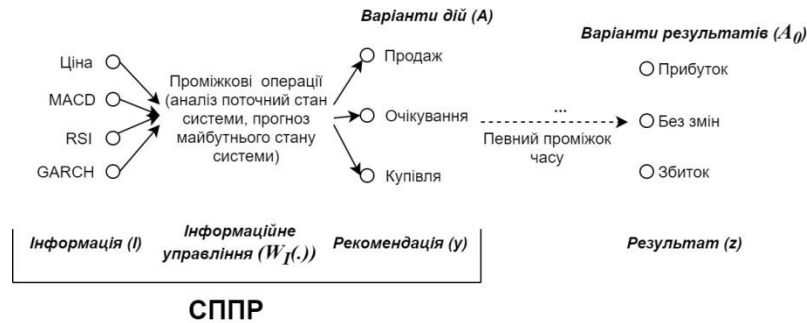


Рис. 2.8 – Модель прийняття рішення трейдером про направлення угоди

Інформаційне управління в даному випадку відводиться системі підтримки прийняття рішень, яка аналізує отриману багатокритерійну інформацію і виносить рекомендацію про подальший стан системи, який може бути сприйнято ОПР як рекомендація до дії з купівлі або продажу фінансового інструменту.

Алгоритм класифікації ринкових ситуацій з використанням багатосарового перцептрона і методів аналізу фінансових ринків, який складе основу інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень на фінансових ринках:

1. Визначити фінансовий інструмент, для якого необхідно провести аналіз.
2. Визначити часовий інтервал (15 хвилин, годину, день і т.д.), ціни закриття за якими будуть аналізуватися.
3. Визначити очікуваний прибуток від угоди за фінансовим інструментом.
4. Завантажити останні двісті тридцять чотири (перші 34 значень необхідні для розрахунку значень технічних індикаторів) цін обраного фінансового інструменту.
5. Обчислити відповідні ціни технічних індикаторів RSI і MACD, значення по GARCH.

6. Нормувати ціни і значення індикаторів в інтервал  $[-1,1]$  за допомогою функції гіперболічного тангенса.
7. Нормовані дані розділити на дві частини:
9. навчальна множина (за 120 періодів);
10. тестова множина (решту 80).
8. Навчати багатошаровий перцептрон алгоритмом зворотного поширення помилки, застосовуючи метод генерації вихідної вибірки.
9. Тестувати багатошаровий перцептрон.

На входи подаються вектора з тестової множини. Виходом перцептрону є величина в межах від 0 до 1, порівняти цей вихід з реальним (оцінкою за методом). Якщо помилка тестування досить мала, то можна використовувати навчений багатошаровий перцептрон для отримання рекомендації про ситуацію на ринку даного фінансового інструменту.

10. Використовувати багатошаровий перцептрон для отримання рекомендації по купівлі продажу даного фінансового інструменту.

На вхід нейромережі подати останні нормовані дані про фінансовий інструмент. Виходом нейромережі буде значення з множини від 0 до 1, що відбиває ситуацію на фінансовому ринку, яка система інтерпретує в рекомендацію {продавати, очікувати, купувати}.

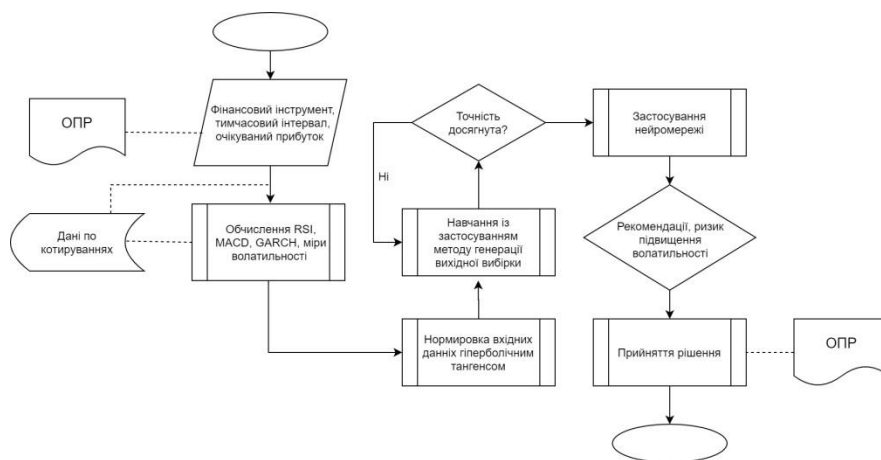


Рис. 2.10 – Схема алгоритму нейромережевої класифікації ринкових ситуацій

Представлена схема алгоритму розробленої методики нейромережевої класифікації ринкових ситуацій уможливорює покрокову реалізацію даного алгоритму в інформаційній системі.

Таким чином, багатошаровий перцептрон буде працювати як класифікатор ринкових ситуацій. І той факт, що при навчанні використовується оцінки з урахуванням очікуваного прибутку і підвищення волатильності, дає можливість отримання хороших результатів за передбаченням майбутньої поведінки фінансових ринків, що позитивним чином позначиться на прибутковості від застосування системи підтримки прийняття рішень, заснованої на даній архітектурі нейронної мережі.

#### Висновки до розділу

У розділі розглянуто методи і алгоритми, спрямовані на розробку методики інтелектуальної класифікації ринкових ситуацій.

1. Представлені використовувані алгоритми технічного аналізу, наведені алгоритми складання прогнозової моделі GARCH, і методи оцінки її параметрів.

2. Детально описана обрана топологія нейронної мережі для задачі класифікації – багатошаровий перцептрон. Наведено результати дослідження по синтезу архітектури нейромережі, підбору функцій нормування даних перед навчанням мережі. Описано математичну модель завдання навчання нейронної мережі, алгоритми навчання багатошарового перцептрона, наведено обґрунтування ефективності алгоритму зворотного поширення в якості алгоритму навчання, а також наведено приклад розгляду завдання навчання з точки зору класичної оптимізації.

3. Дана формальна постановка задачі класифікації ринкових ситуацій для вирішення системою підтримки прийняття рішень. Наведено модель функціонування нейронної мережі і кроки для її складання.

4. Наведено порівняльні результати навчання нейромережі за допомогою експертних оцінок і на основі аналізу очікуваного прибутку. Описано метод генерації вихідний вибірки з урахуванням очікуваного прибутку і підвищення волатильності.

5. Описаний розроблений алгоритм інтелектуальної класифікації ринкових ситуацій з використанням багатошарового перцептрона і методів аналізу фінансових ринків.

За результатами досліджень і напрацювань, представлених в цьому розділі, доведена можливість створення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень трейдерів фінансових ринків на основі розробленої методики класифікації ринкових ситуацій, оскільки всі методи і алгоритми мають під собою суворе наукове обґрунтування.

## РОЗДІЛ 3. ПРОЕКТНІ РІШЕННЯ ЩОДО РОЗРОБКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

### 3.1. Проектування бази даних

Проектування баз даних, як правило, грає одну з ключових ролей в переважній більшості проєктів. Коректно спроектована база даних дозволяє без особливих перешкод вносити зміни в структуру системи.

У базі даних відображається інформація про певну наочну область. В автоматизованих інформаційних системах відображення предметної області забезпечується за допомогою інформаційної моделі.

Предметна область – це частина реального світу, що підлягає вивченню з метою організації управління і, в кінцевому рахунку, автоматизації.

Бази даних – це спеціальним чином організовані дані. Ці особливості в організації даних полягають, перш за все, в тому, що БД є системою взаємопов'язаних даних, єдність і цілісність яких підтримується спеціальними програмними засобами.

#### 3.1.1. Концептуальна модель бази даних

База даних призначена для зберігання історії роботи користувача з додатком інтелектуальною системою підтримки прийняття рішень трейдерів крипто валютного ринку. В таблицях зберігаються статичні дані про фінансові інструменти, періодах і оцінках, з якими працює користувач в додатку, і динамічно формуються дані по операціях, виконуваних в додатку: по якому інструменту, за який період, з яким прибутком будувалася нейронна мережа, і яку рекомендацію видала мережу в процесі роботи. В окремі таблиці записується історія роботи нейронної мережі для кожної операції: підібрані ваги кожного шару. При роботі з додатком у користувача

є можливість відновити останні відповідні параметри нейронної мережі з бази даних.

Концептуальна модель:

1. Фінансовий інструмент. У цій сутності описується використовуваний в додатку фінансовий інструмент, його назва та опис.

Ключ сутності: ID фінансового інструменту.

Атрибути сутності: назва і опис.

2. Період. У цій сутності описується використовуваний в додатку тимчасовий період, його назва.

Ключ сутності: ID періоду.

Атрибути сутності: назва.

3. Оцінка. У цій сутності описується використовувана в додатку оцінка, її назва.

Ключ сутності: ID оцінки.

Атрибути сутності: назва.

4. Рекомендація. У цій сутності описується використовувана в додатку рекомендація, її назва.

Ключ сутності: ID рекомендації.

Атрибути сутності: назва.

5. Операція. У цій сутності зберігаються дані про здійснюваної в додатку операції: по якому інструменту, з якими періодом, очікуваним прибутком, рекомендацією і оцінкою.

Ключ сутності: ID операції.

Атрибути сутності: дата операції, ID фінансового інструменту, ID періоду, ID оцінки, очікуваний прибуток, ID рекомендації.

6. Нейронна мережа. У цій сутності зберігаються дані про зформовану додатком інформацію по кожній операції нейронної мережі.

Ключ сутності: ID нейронної мережі.

Атрибути сутності: ID операції.

7. Шар 1. У цій сутності зберігаються параметри першого шару по кожній нейронній мережі.

Ключ сутності: ID шару 1.

Атрибути сутності: ID нейронної мережі, номер нейрона другого шару, ваги кожного з 18 нейронів першого шару, що відносяться до відповідного нейрона другого шару.

8. Шар 2. У цій сутності зберігаються параметри другого шару по кожній нейронній мережі.

Ключ сутності: ID шару 2.

Атрибути сутності: ID нейронної мережі, ваги кожного з 3 нейронів другого шару.

9. Шар 3. У цій сутності зберігаються параметри вихідного шару по кожній нейронній мережі.

Ключ сутності: ID шару 3.

Атрибути сутності: ID нейронної мережі, значення вихідного нейрона  
Зв'язки сутностей:

1. Сутності Фінансовий інструмент, Період, Оцінка, Рекомендація і Операція зв'язуються по типу один до багатьох. Для одного фінансового інструменту, періоду, оцінки, рекомендації може бути проведено багато операцій, але кожна операція проводиться тільки по одному фінансовим інструментом, періоду, оцінці, рекомендації
2. Сутності Нейронна мережа і Операція зв'язуються по типу один до одного. Для кожної операції створюється окрема нейронна мережа.

3. Сутності Шар 1, Шар 2, Шар 3 пов'язані з Нейронною мережею по типу один до одного. Для кожної нейронної мережі записуються значення їх вагових коефіцієнтів і виходу в відповідні таблиці.



Рис. 3.1 – Концептуальна модель бази даних

### 3.2. Розробка бота помічника

Запрограмована в інтегрованій середі розробки PyCharm, на мові програмування python. При реалізації програми для взаємодії з базою даних використовувалася MongoDB.

#### 3.2.1. Інтерфейси

Інтерфейс – сукупність засобів, методів і правил взаємодії (управління, контролю та інше) між елементами системи.

Інтерфейс може складатися з компонентів апаратного і програмного забезпечення, за допомогою яких ведеться управління системою, і за допомогою яких користувачі отримують необхідну інформацію про її стан.



Розробка користувацького інтерфейсу займає більше 40% часу, необхідного на розробку самої програми. А код, пов'язаний з описом інтерфейсу, займає близько 35-50% всього програмного коду.

При добре розробленому інтерфейсі виникає доступність можливостей системи для широкого кола користувачів, зменшення витрат на навчання користувача, як наслідок зменшення вартості самого продукту, зменшення продуктивності використання системи, а також ймовірність помилок системи через невірне розуміння користувачем.

Основне вікно розробленої інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень являє собою робочу область розділену на три логічні блоки:

- 1 – блок загальної взаємодії користувача з системою;
- 2 – блок введення інформації, запитуваної системою у користувача;
- 3 – блок виведення інформації системою.

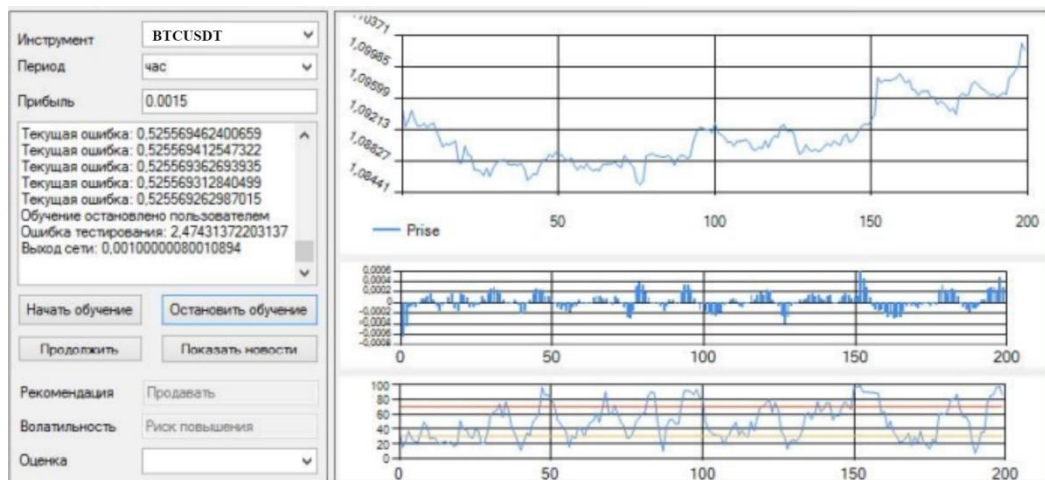


Рис. 3.2 – Головне вікно

Блок загальної взаємодії представлений головним меню, де користувач може вибрати дії по збереженню і завантаженню нейромережі, також отримати звітність по роботі системі і необхідну довідкову інформацію.

Блок введення інформації є панель, на якій користувач може вибрати параметри, з якими система буде працювати.

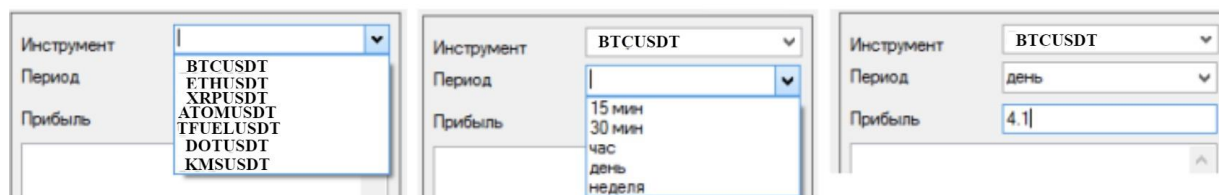


Рис. 3.3 – Елементи введення користувачем інформації

Третій блок інтерфейсу – це блок виведення системою проаналізованої інформації, в тому числі рекомендації, як головної інформаційної складової роботи системи в цілому.

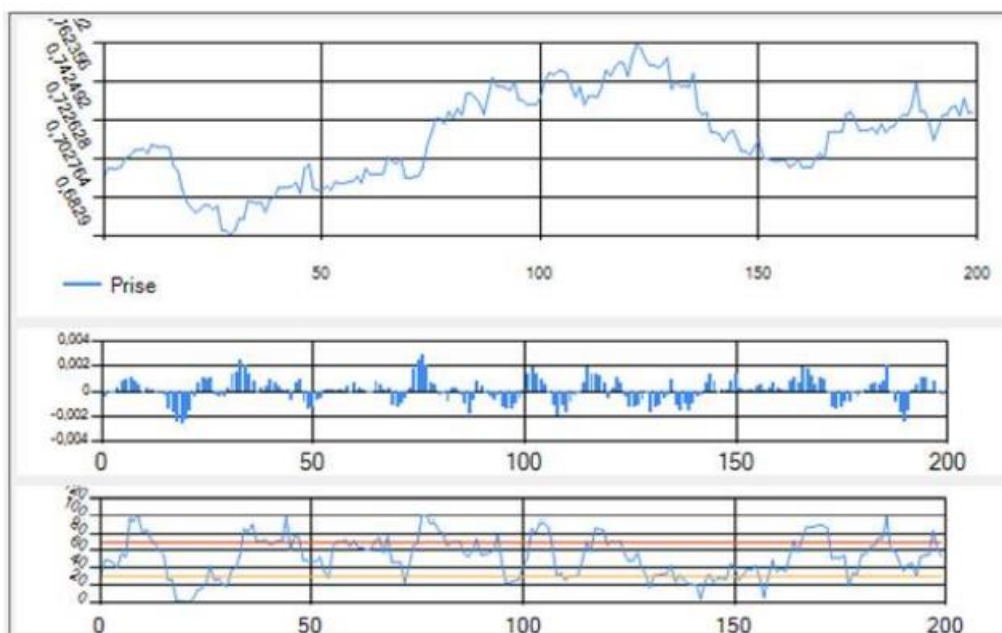


Рис. 3.4 – Графіки цін і індикаторів

Також інтерфейс містить панель з логування дій системи: завантаження даних, навчання і тестування нейронної мережі.

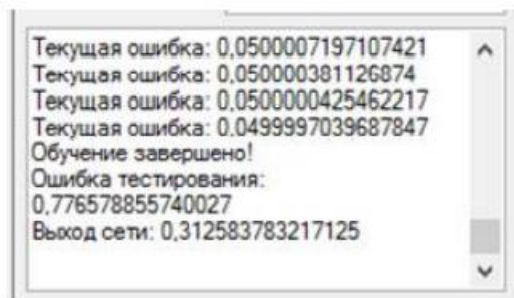


Рис. 3.5 – Логування системою

Головним результатом роботи є видача рекомендацій з купівлі-продажу фінансового інструменту.

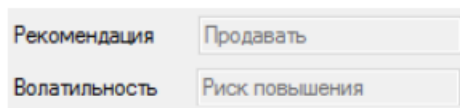


Рис. 3.6 – Панель рекомендації

Після навчання мережі та видачі рекомендації роботу системи можна оцінити, дана оцінка зберегтися в історію, яку можна надалі аналізувати.

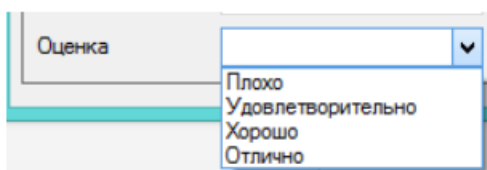


Рис. 3.7 – Панель оцінки роботи системи

### 3.3. Дослідження працездатності системи

У процесі перевірки працездатності системи, були виявлені наступні складності:

1. Тривалість навчання за стандартним алгоритмом зворотного поширення помилки була не задовільною для реальної роботи користувачів з системою.
2. При навчанні виникали ситуації, коли помилка навчання довгий час залишалася практично на однаковому рівні, тобто зміна ваг при таких

ситуаціях були мінімальними, що значно уповільнювало навчанням нейронної мережі.

Для вирішення першої проблеми було проаналізовано залежність між кроком корекції ваг, тривалістю навчання і помилки тестування.

Крок корекції ваг	Середня помилка	Середня тривалість навчання
1	3.1	2.6 хв.
1.6	3.0	1.8 хв.
1.8	3.0	1.6 хв.
4	3.1	1.3 хв.
6	3.2	1.2 хв.
10	3.2	1.0 хв.
16	3.3	0.9 хв.
40	4.1	2.1 хв.
50	4.2	2.9 хв.

Таблиця 3.1 Результати дослідження залежності кроку корекції ваг і тривалості навчання і помилки тестування

Під кроком корекції ваг ( $g$ ) розуміється додатковий коефіцієнт для прискорення знаходження траєкторії мінімізації в алгоритмі зворотного поширення помилки при ітераційній зміні ваг:

$$w_{ij} = w_{ij}(t) - g \cdot h \cdot \frac{dE}{dw_{ij}} \quad (3.1)$$

З таблиці 3.1 видно, що в міру збільшення кроку корекції ваг, зменшується тривалість навчання і помилка тестування, але до певних меж. Якщо крок корекції ваг сильно збільшувати (більше 30), то нейронна мережа знову характеризується тривалим і помилковим функціонуванням. Це пов'язано з тим, що при пошуку оптимуму, рухаючись в напрямку мінімізації

помилки, алгоритм робить занадто великі кроки і пропускає дійсні точки мінімуму.

Експериментальним шляхом, було встановлено, що при підвищеному кроці корекції ваг мережа досить швидко знаходить вірний напрям мінімізації до помилки навчання величиною 1.02. Далі для зниження помилки мережі необхідний більш детальний розгляд навчального простору. Якщо при цьому не знижувати швидкість навчання, то, як було сказано вище, алгоритм проскакує точки мінімуму і результатом є не найоптимальніший підбір ваг, що впливає на помилку тестування.

При тестуванні системи середня тривалість навчання нейронної мережі склала 0,63 хв., що значно перевищує показники роботи системи, до вдосконалення алгоритму навчання. Середня помилка тестування також знизилася і за результатами тестування системи на експериментальній вибірці склала 2,54.

Середній відсоток перевищення зазначеним користувачем очікуваного прибутку в разі правильної рекомендації склав 12,7%, тобто при вірно виданій системою рекомендації користувач отримує очікуваний прибуток і може розраховувати на його збільшення.

Загальна ефективність використання інтелектуальної системи становить 68%, що дозволяє застосовувати її для реальної торгівлі на крипто валютних ринках.

## Висновки до розділу

1. У цьому розділі розглянуто питання моделювання та реалізації бази даних для тестування системи підтримки прийняття рішень трейдерів крипто валютних ринків.

2. Розглянута програмна реалізація системи на основі розробленої методики аналізу фінансових ринків. Наведені приклади функціонування системи на реальних прикладах.

3. Розроблена система дозволяє трейдеру отримувати рекомендації по напрямку укладання угоди (купівля або продаж) в ринковій ситуації, яка б відповідала вибраному фінансовим інструментом, періоду, і з огляду на очікуваний прибуток від угоди.

4. Наведені результати тестування системи: перевірки її працездатності та ефективності.

При перевірці працездатності вирішені 2 проблеми, що впливають на уповільнення процесу навчання нейронної мережі. В ході вирішення даних проблем запропонована і реалізована модифікація алгоритму зворотного поширення помилок. В алгоритм додане гнучке налаштування швидкості навчання: швидкість навчання зменшується в міру зменшення помилки навчання та наближення алгоритму до шуканого мінімуму. Для виключення ситуацій тривалого блукання в області локальних мінімумів, в алгоритм додані елементи стохастичного навчання: послідовні зрушення по кожній з координат поверхні навчання при застряганні процесу навчання.

Після модифікації алгоритму навчання середня тривалість навчання зменшилась до 0,63 хв., що значно перевищує показники роботи системи, до вдосконалення алгоритму навчання, при зменшенні також і помилки тестування на експериментальній вибірці до 2,54.

Загальна ефективність системи, що представляє собою співвідношення кількості вірно виданих рекомендацій до помилкових, становить 68%.

РОЗДІЛ 4. МАРКЕТИНГОВИЙ АНАЛІЗ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1. Опис ідеї проекту

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Створення автоматизованого боту помічника для торгівлі на крипто валютному ринці.	Використання під час торгівлі трейдерами на ринку крипто валют.	Гарантована правильність розрахунків;  заощадження часу;  наявність додаткової інформації для прийняття рішення.

Аналіз технічно-економічних переваг ідеї.

Таблиця 4.2. Опис ідеї стартап-проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	Продукція конкурентів					W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	MetaTrader	MetaStock	QUIK	TSLab			
1	Супровід користувача у вигляді підказок та обмеження зайвих дій.	+	+	+	+	+	Додаткові витрати на продумування логіки та реалізації	Не заважає	Допомагає користувачу скоріше опанувати продукт

2	Технічний аналіз	+	+	-	-	+	Не всім потрібна	Не заважає	Переважає кількість використовують
3	Вказівка очікуваного прибутку	+	+-	+-	-	+	Не завжди потрібно	Не заважає	Допомагає в випадках конкретної цілі
4	Орієнтованість на конкретний фінансовий інструмент	+	-	+-	+-	-	Іноді необхідно оцінювати ринок в цілому	Немає	Конкретизація на інструменті

## Закінчення таблиці 4.2

5	Ручне укладання угоди	+	+	+	+	-	Можуть бути помилки	Добре коли є можливість і автоматичного і ручного	Кращий контроль
6	Швидке та правильне здійснення розрахунків.	+	+	+	+	+	Немає	Немає	Є в самому визначенні
7	Простий зрозумілий інтерфейс.	+	+	+	-	-	Немає	Немає	Є в самому визначенні
8	Нейронна мережа	+	-	-	-	-	Складно для розуміння, може давати невірне рішення.	Показує результат технічного аналізу.	Допомагає виявляти приховані параметри, оцінку ринкової ситуації.

## 4.2. Технологічний аудит ідеї проекту

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення автоматизованого	Python, mogodb	Технологія наявна	Технологія доступна, проблем виготовлення



	боту помічника для торгівлі на крипто валютних ринках			не передбачається
Обрана технологія реалізації ідеї проекту:1				

Висновок: програмне забезпечення доступне, передбачається відсутність проблем

#### 4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку

№	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	Виробник, Покупці (трейдери)
2	Загальний обсяг продаж, грн./ум.од	10000підписок/міс. На суму 1 млн. грн.
3	Динаміка ринку	Зростаюча
4	Наявність обмежень для входу	Обмеження відсутні
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відсутня
6	Середня норма рентабельності в галузі або по ринку, %	120%

Висновок: враховуючи кількість головних гравців по ринку, зростаючу динаміку ринку, невелику кількість конкурентів та середню норму рентабельності можна зробити висновок, що на даний момент, ринок для входження стартап-продукту є привабливим.

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці цільових	Вимоги споживачів до товару
---	--------------------------	-------------------	----------------------------------	-----------------------------

груп клієнтів			
Створення помічника для торгівлі на крипто валютних ринках, який автоматизує процес розрахунків.	Трейдери, інвестори, які торгують на крипто валютних біржах.	Різні вимоги з точки зору докладності складових розрахунку. Різні вимоги до функціоналу, більш детальні для спеціалістів.	Відсутність помилок, двозначних ситуацій під час розрахунку; наявність супровідної роз'яснювальної інформації; вичерпний та простий інтерфейс.
Ускорення часу на розгляд технічного аналізу ринків.			

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренти	Наявність конкурентів котрі надають схожі рішення	Зменшення ціни на поставлену послугу; Розробка унікальних характеристик товару; Надання ліцензій на обслуговування
2	Кошти на розробку та підтримку продукту	Закінчення грошей та недостатнє фінансування	Залучення додаткових інвесторів, мотивація роботи на перспективу; Ітеративна розробка продукту задля покрокового виведення продукту на ринок та отримання відповіді користувачів
3	Вихід аналогу	Вихід аналогу даного товару може призвести до знецінення та бездіяльності даного товару	Вихід товару на ринок в коротші строки з не повною, але достатньою, функціональністю для зацікавлення усіх цільових аудиторій; Проведення рекламної компанії

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
---	--------	------------------	--------------------------

1	Новий продукт	Вихід на ринок, Зменшення монополії, Надання нових рішень у сфері	Розробка нової функціональності; Вихід нової продукції на ринок; Надання різноманітних типів ліцензій в залежності від потреб користувача \ замовника.
2	Вихід аналогу	Надати продукт з певними характеристиками та можливостями що відсутні у компаній конкурентів	Аналіз ринку та користувачів задля задоволення їх потреб та надання функціональності у найкоротші строки за ціну, котра є дешевшою ніж у продуктів-замінників.
3	Зворотній зв'язок від користувачів	Можливість отримання необхідної інформації для вдосконалення продукту	Наявність вхідних даних та реакція на них з боку команди розробників задля задоволення потреб та бажань кінцевих користувачів.
4	Грошова винагорода за рекламу	При достатньому попиту на систему можлива комерціалізація продукту на основі реклами задля отримання грошової винагороди для подальшого розвитку продукту та оплати заробітної плати працівникам	Точкова комерціалізація продукту; Введення реклами; Ведення додаткових коштів у проект задля його подальшого розвитку.

Таблиця 4.9. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

№	Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1	Тип конкуренції: монополістична	Товар від кожної компанії на ринку, являється недосконалим замінником товару, реалізованого іншими фірмами; На ринку є умови для входу та виходу; Ціна корелює між суперниками;	Розробка продукту з характеристиками, які покривають сфери вживання що не покривають інші товари-замінники; Кореляція цін у відповідності до товарів замінників; Різні типи ліцензій.
2	Рівень конкурентної	Всі продукти замінники розроблялись	Вихід на ринок збуту продукту з

	боротьби: світовий	інтернаціональними командами з різних куточків світу, продукти не належать до певної держави, а належать команді розробників	клієнто-необхідною функціональністю; Налагодження маркетингу на основних Інтернет ресурсах задля охоплення великої кількості потенційних користувачів; Надання бета-версій продукту. Надання зручного, інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу; Підтримка всім відомих методів взаємодії з середовищем розробки; Наявність документації та он-лайн підтримки.
3	Галузева ознака: внутрішньогалузева	Даний тип продукту може використовуватися тільки у сфері розробки ІТ додатків \ продуктів	Впровадження функціональності яка відсутня у товарів-замінників; Спрощення інтерфейсів; Надання підтримки.
4	Конкуренція за видами товарів: товарно-видова	Дана конкуренція – конкуренція між товарами одного виду.	Надання платних ліцензій лише на критично важливу функціональність для клієнта з певним строком підтримки, що зазначена у відповідній ліцензії; Впровадження унікальної функціональності.
5	Характер конкурентних переваг: цінова та не цінова	Цінові переваги – точкова комерціалізація; Не цінова – надання функціональності, що відсутня у товарах- замінниках.	Впровадження власної назви та власного знаку.
6	За інтенсивністю: марочна	Наявність унікального знаку що відрізняє даний продукт від продуктів- замінників	

Таблиця 4.10. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари- замінники
	Відсутні	Може стати будь-яка	Розробники пакету PyCharm, за	Клієнти не користуватись	Товарами- замінниками є

	компанія ІТ-розробки в сфері фінансів	допомогою якого відбулась розробка, та можливий подальший супровід, виправлення та оновлення версій	продуктом у разі високої ціни або устарілим функціоналом	математично-обчислювальні пакети типу Mathcad або MATLAB, або самостійні розробки
Висновки	Боротьба з прямими конкурентами відсутня	Можливості входу на ринок вільні; строки виходу на ринок короткі – півроку.	Постачальники не диктують умови на ринку.	Клієнти не диктують умови на ринку, але можуть відмовитись від продукту, знайти аналог
				Товари-замінники не задають прямо обмеження для роботи на ринку

Проаналізувавши можливості роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію можна зробити висновок: оскільки кожний з існуючих продуктів не впливає у великій мірі на поточну ситуацію на ринку в цілому, кожний з існуючих продуктів має свою специфічну сферу використання та свої позитивні та негативні сторони щодо рішення певних типів задач, то робота та вихід на даний ринок є можливою і реалізованою задачею.

Для виходу на ринок продукт повинен мати функціонал що відсутній у продуктів-аналогів, повинен задовольняти потреби користувачів, мати необхідний та достатній функціонал з конфігурування, підтримку зі сторони розробників та можливість розробки спеціального функціоналу за відповідною ліцензією.

Таблиця 4.11. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Відсутність необхідності підготовки до розрахунків, їх розробки	Усі формули вже реалізовані, для початку роботи треба лише ввести значення вхідних параметрів.

2	Швидкий технічний аналіз для різних ринків	Не потрібно власноруч проводити технічний аналіз.
3	Відсутність помилок	Розрахунки гарантовано проводяться правильно.
4	Орієнтованість на конкретний фінансовий інструмент \ тайм фрейм	Акцент на вибрані інструменти та тайм фрейм.
5	Дружній інтерфейс	Дії користувача обмежені, наявні підказки та орієнтації, що робити в першу чергу.

Таблиця 4.12. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи

№	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-10	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з запропонованим			
			MetaTrader	MetaStock	QUIK	TSLab
1	Готовність до використання	10	4	3	3	4
2	Вартість	6	10	4	2	8
3	Інформативність	10	2	4	3	4
4	Інтерфейс	10	6	5	6	6
5	Правильність розрахунків	10	10	10	10	10
	Сума балів	46	32	27	24	32

Таблиця 4.13. SWOT аналіз стартап-проекту

<p><b>Сильні сторони (S):</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– Нескладне виробництво, необхідний лише безкоштовне доступне середовище PyCharm</li> <li>– Для запуску виробництва потрібна невелика кількість фінансових ресурсів</li> </ul>	<p><b>Слабкі сторони (W):</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– Невисока кількість спеціалістів зв'язаних з торгівлею та програмуванням.</li> <li>– Імідж відсутній, необхідне докладання значних зусиль та ресурсів для продвигання товару.</li> <li>– Додаткові дослідження при розширенні функціоналу</li> <li>– Складність тестування</li> </ul>
<p><b>Можливості (O):</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– Вихід як на внутрішні так і на закордонні ринки</li> <li>– Створення безкоштовної версії для обмеженої кількості клієнтів або обмеженої версії для всіх клієнтів для запуску сарафаної реклами</li> <li>– Розширення та покращення переліку створюваних додатків та їх функції (додавання нових функцій)</li> </ul>	<p><b>Загрози (T):</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– Витіснення конкурентами</li> <li>– Відсутність достатнього попиту</li> <li>– Зниження купівельної спроможності</li> <li>– Алгоритм роботи стане неактуальним в розвитку ринку</li> </ul>

Таблиця 4.14. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Безкоштовне надання певного функціоналу у користування споживачам на обмежений термін	Головний ресурс – люди, даний ресурс – наявний	4-5 місяці
2	Реклама	Залучення власних коштів для реклами товару	1-2 місяці
3	Написання статей та опис товару на відомих ресурсах	Головний ресурс – час, даний ресурс – наявний	3-7 тижні
4	Презентація товару на турнірах по трейденгу та інших заходах	Ресурс – час та гроші для участі, наявні	1-5 років

#### 4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту

Таблиця 4.15. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Трейдери	Високий	Високий	Висока	Висока
2	Інвестори	Низький	Низький	Висока	Висока

Які цільові групи обрано: 1 Трейдери

Відповідно до проведеного аналізу можна зробити висновок, що підходящою цільовою групою для розповсюдження даного програмного продукту є Трейдери.

Таблиця 4.16. Визначення базової стратегії розвитку

Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
Надання функціональності що відсутня у товарів-замінників, розвиток нового функціоналу, підтримка клієнтів	Проведення маркетингової реклами, освітлення функціональності через маркетингові канали (інтернет, соц.. мережі, форуми та інші), формування лояльності споживачів	Прихильність клієнтів; Відмітні характеристики товару;	Стратегія диференціації

Таблиця 4.17. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект	Чи буде компанія	Чи буде компанія	Стратегія
-------------	------------------	------------------	-----------



«першопрохідцем» на ринку	шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	копіювати основні характеристики товару конкурента, які?	конкурентної поведінки
Ні, оскільки є товари-замінники, але дані товари замінники не мають унікального необхідного функціоналу	Гібридна система, як знаходження нових так і забирання існуючих	Частково копіює, але робить опір на унікальність продукту	Стратегія заняття конкурентної ніші

Таблиця 4.18. Визначення стратегії позиціонування

№	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
1	Правильність розрахунків	Стратегія диференціації	Коректність	Висока якість
2	Простий інтерфейс	Стратегія диференціації	Зрозумілість	Простота
3	Нейронна мережа	Стратегія диференціації	Інноваційність	Експертність

Відповідно до проведеного аналізу можна зробити висновок, що стартап-компанія вибирає як базову стратегію розвитку – стратегію диференціації, як базову стратегію конкурентної поведінки – стратегію заняття конкурентної ніші.

#### 4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Таблиця 4.19. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Правильність розрахунків	Розрахунки вже автоматизовані, здійснені перевірки, що гарантує високу надійність	Існуючі системи не надають готових рішень, тому за створення розрахункових програм у користувачів є імовірність допущення помилок. Ручний розрахунок має ще більшу імовірність неправильних розрахунків.
2	Простота та зрозумілість	Ефективний та простий інтерфейс	Усунення всіх непотрібних інтерфейсів, залишили тільки необхідні показники
3	Нейронна мережа	На основі технічного аналізу та ордерів трейдера навчається нейронна мережа, яка дає підказки по ситуації на ринку	Нейронні мережі не застосовуються у класичній торгівлі на крипто валютних ринках. А якщо й використовуються, то вони не спроектовані на технічний аналіз.

Таблиця 4.20. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
1. Товар за задумом	Автоматизований бот для торгівлі на криптовалютній біржі		
	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх/Тл/Е/Ор
	1. Правильність розрахунків.	М	Тл
	2. Наявність пояснювальної інформації.	М	Е
2. Товар у реальному виконанні	3. Дружність та простота інтерфейсу	М	Е
	4. Наявність підказок та направлень дій користувача.	М	Е
	5. Вартість.	М	Вр
	6. Зовнішній вигляд.	М	Е
3. Товар із підкріпленням	До продажу: наявна повна документація, акції на придбання декількох ліцензій, знижки для певних сегментів на покупку товару		

Після продажу: додаткова підтримка спеціалістів налаштування, підтримка з боку розробника

За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: захист інтелектуальної власності, патент

Таблиця 4.21. Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1300\$/міс	Немає аналогів	5000-20000\$/міс	200-2000\$/міс

Таблиця 4.22. Формування системи збуту

Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
Клієнту для придбання ліцензії необхідно здійснити оформлення замовлення на сайті та здійснити електронну оплату через зручну для нього систему.	Розробити сайт з детальним описом програми. Забезпечити розробку зручної форми для оформлення замовлення та підключити безпечні швидкі способи оплати через розповсюджені системи. Надати можливість зворотнього зв'язку, підтримки клієнта.	Кількість посередників, що передають товар один одному до придбання клієнтом нульова	Збут через сайт через одноосібні та групові ліцензії на визначений термін.

Таблиця 4.23. Концепція маркетингових комунікацій

№	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Треjder	Заходи по тематикам,	Невелика ціна, надійність	Переконати потенційного клієнта, що за рахунок	Схилити клієнта прийняти рішення, яке допоможе йому
2	Інвестор	таргетована реклама для	розрахунків, простота,		

певних сегментів, форуми.	мобільність та зручність	унікального функціоналу він виправдано спростить свою роботу.	автоматизувати частину роботи і буде приносити більше заробітку.
---------------------------------	-----------------------------	---	--

Як результат було створено ринкову (маркетингову) програму, що включає в себе визначення ключових переваг концепції потенційного товару, опис моделі товару, визначення меж встановлення ціни, формування системи збуту та концепцію маркетингових комунікацій.

#### Висновки до розділу

В четвертому розділі описано стратегії та підходи з розроблення стартап-проекту, визначено наявність попиту, динаміку та рентабельність роботи ринку, як висновок було вказано що існує можливість ринкової комерціалізації проекту. Розглянувши потенційні групи клієнтів, бар'єри входження, стан конкуренції та конкурентоспроможність проекту було встановлено що проект є перспективним. Розглянуто та вибрано альтернативу впровадження стартап-проекту та доведено доцільність подальшої імплементації проекту.

## ВИСНОВКИ

Успішність діяльності на фінансовому ринку залежить від уміння правильно прогнозувати зміну цін, від своєчасності прийняття рішень і від особистості самого трейдера. Найчастіше причиною руйнування є саме психологічний фактор. Розроблена інтелектуальна система підтримки прийняття рішень в вигляді автоматизованого боту для торгівлі на криптовалютних ринках, заснована на методиці класифікації ринкових ситуацій, що дозволяє чітко оцінювати ситуацію на ринку конкретного фінансового інструменту, і виключає негативний вплив психологічного фактора на успішність торгової діяльності трейдера.

Розроблена інтелектуальна система підтримки прийняття рішень на криптовалютних ринках буде гарною підмогою в реальній роботі з купівлі і продажу акцій, ф'ючерсних контрактів біржовими трейдерами, великими інвестиційними компаніями, зацікавленими в досліджуваному емітента.

Результатом проведених досліджень є розроблена інтегрована методика класифікації ринкових ситуацій із застосуванням штучної нейронної мережі, методів технічного, фундаментального аналізів, і реалізована на його основі інтелектуальна система підтримки прийняття рішень. Проведені в рамках дослідження роботи дозволили відповісти на поставлені питання, відповідають меті та завданням дослідження. Експериментальні результати дослідження показують високу ефективність запропонованих і розроблених в методиці, методів, модифікацій, алгоритмів і програмного забезпечення для вирішення задачі класифікації ринкових ситуацій. Виконані наукові дослідження дозволили отримати такі результати і висновки:

1. Фінансові ринки є прикладом соціально-економічних систем, до яких може бути застосована теорія управління організаційними системами. Аналіз

ринків вимагає багатостороннього підходу, в якому повинні бути задіяні як інструменти технічного, фундаментального аналізу, економіко-математичного підходу, так і інструменти сучасного інтелектуального аналізу даних. Розроблені методика і алгоритм аналізу фінансових ринків, відповідає даним вимогам.

2. Одним з ефективних методів, на якому будуються сучасні інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень є нейронні мережі. З метою класифікації ринкових ситуацій підходящою є топологія нейронної мережі, така як багатошаровий перцептрон. При розробці архітектури нейронної мережі необхідно враховувати взаємну обумовленість функцій розподілу критеріїв, і мінімізувати кількість нейронів вхідного шару з урахуванням особливостей теорії нейронних мереж.

3. Розроблено метод генерації вихідної вибірки для задачі нейромережевої класифікації, що враховує очікуваний прибуток і підвищення волатильності. Метод дозволяє виключити вплив на ефективність навчання нейромережі кваліфікацію експерта і врахувати ризик підвищення волатильності, пов'язаний з впливом макроекономічних показників.

4. В результаті виконаних досліджень розроблена комбінована методика підтримки прийняття рішень трейдера у напрямку угоди з фінансовим інструментом та алгоритм її реалізації в системах підтримки прийняття рішень. Методика полягає в нейромережевої класифікації ситуацій на фінансових ринках, в основу якої входить використання моделі GARCH, індикаторів технічного аналізу RSI, MACD, інтеграція отриманих даних і навчання нейромережі. Сформована методика і її алгоритм дозволяють проводити аналіз многокритерійної інформації про поточний стан ринку обраного фінансового інструменту, і підвищує точність класифікації ситуацій

на його ринку на 8,5% в порівнянні з близьким аналогічним алгоритмом нейромережевого аналізу фінансових часових рядів.

5. Розроблений алгоритм нейросмережевої класифікації ринкових ситуацій став основою проектування і реалізації інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, яка може використовуватися при реальній торгівлі на крипто ринках професійними трейдерами. Розроблений програмний продукт забезпечує трейдера рекомендацією з купівлі-продажу фінансових інструментів з достовірністю в 68%.

Таким чином, робота повністю відповідає поставленим цілям і завданням. Розроблена за результатами дослідження система довела достовірність видаваних рекомендацій (68%), і може застосовуватися в реальній торгівлі на фінансових ринках, що скорочує суб'єктивність прийняття рішень по здійсненню торгових операцій і веде до досягнення трейдером прибутку від здійснення торгових операцій.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Борздов, С. Ю. Развитие методов оценки и прогнозирования волатильности курсов акций на фондовых рынках/ С.Ю. Борздов – Ставрополь, 2010. – 168 с.
2. Боровиков В.П. Прогнозирование в системе Statistica в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере/ В.П. Боровиков, Г.И. Ивченко – М.: Финансы и Статистика, 2000. – 380 с.
3. Бугорский В.Н., Сергиенко А.Г. Использование нейронных сетей в работе трейдера/ В.Н. Бугорский, А.Г. Сергиенко // Прикладная информатика №1. 2011. №31. С.17-27.
4. Бурков В.Н., Новиков Д.А. Теория адаптивных систем: состояние и перспективы/ В.Н. Бурков, Д.А. Новиков – М.: Синтег, 1999. – 128 с.
5. Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях/ Д.-Э. Бэстенс, В.-М. ван ден Берг, Д. Вуд – Москва: ТВП, 1997. – 236 с.
6. Васильев В.А. Математические модели оценки и управления финансовыми рисками хозяйствующих субъектов/ Васильев В.А., Летчиков А.В., Лялин В.Е. // Аудит и финансовый анализ, 2006. №4. С. 200-237.
7. Галушкин А.И. Нейронные сети, как последовательностные машины/ А.И. Галушкин, Ю.И. Фомин. – М.: МАИ. 1991. – 157 с.
8. Головачев С.С. Прогнозирование доходности на фондовом и валютном рынках на основе моделей искусственных нейронных сетей/ Головачев С.С., 2014. – 181 с.
9. Горбань А.Н. Нейроинформатика/ А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296 с.



10. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере/ А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.

11. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей/ А.Н. Горбань. – М.: СССР-США СП "ПараГраф", 1990. – 160 с.

12. Нейронные сети адаптивного резонанса [Электронный ресурс]: информационная статья/ Портал искусственного интеллекта. – Режим доступа: <http://neuronus.com/theory/962-nejronnyeseti-adaptivnogo-rezonansa.html>

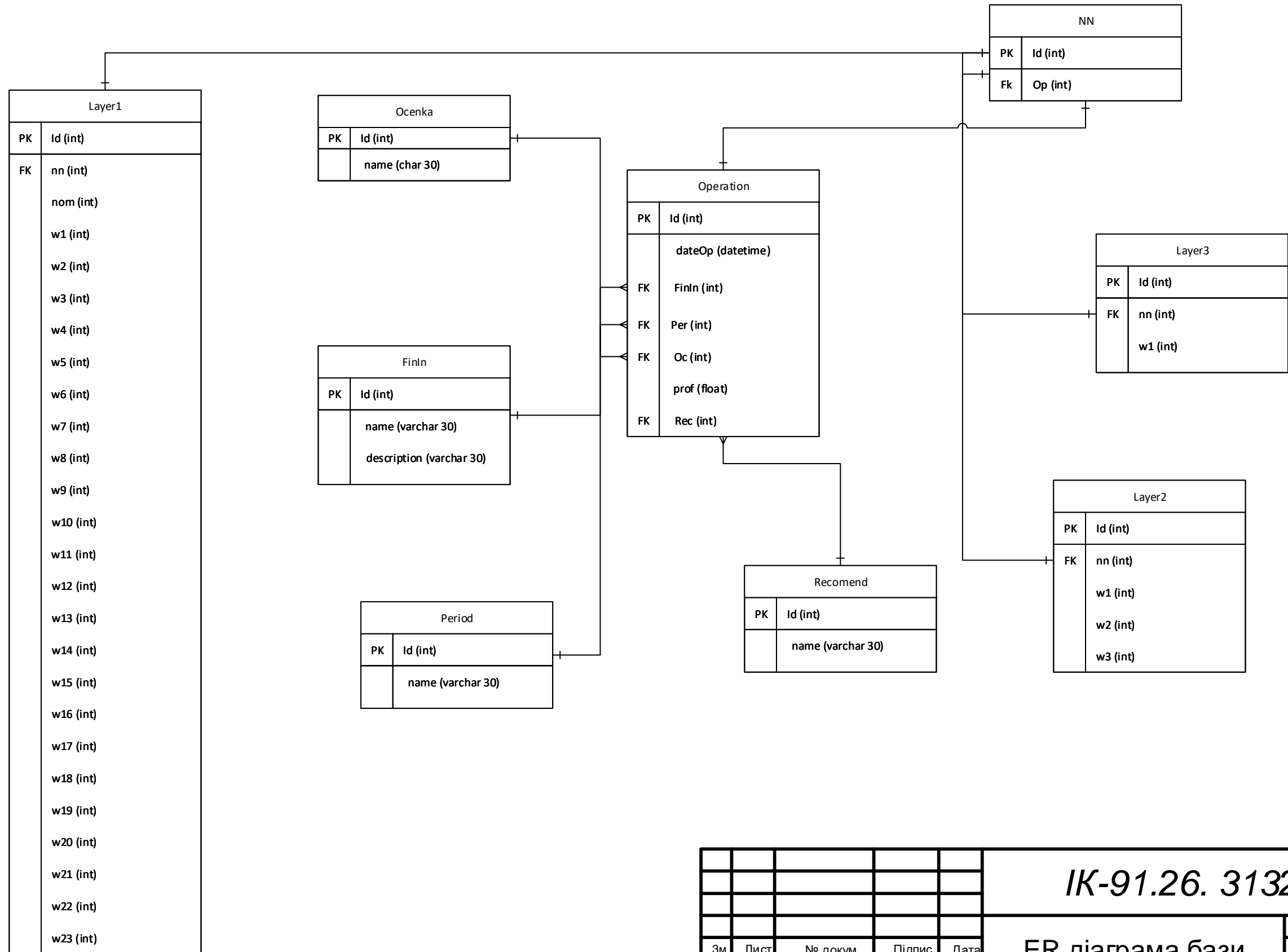
13. Николаева Ю. В. Индекс относительной силы для прогнозирования смены тренда/ Ю. В. Николаева, В. Е. Лялин // Математические модели и информационные технологии в организации производства. 2010. №2. С. 87-106.

14. Прогнозирование финансовых рынков с использованием искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс]: электронные лекции/ bookwu.net. – Режим доступа: [http://bookwu.net/book\\_prognozirovanie-finansovyh-rynkov-s-ispolzovaniem-iskusstvennyhnejronnyh-setej\\_1187/24\\_2.4.2.-klassifikaciya-rynochnyh-situacij](http://bookwu.net/book_prognozirovanie-finansovyh-rynkov-s-ispolzovaniem-iskusstvennyhnejronnyh-setej_1187/24_2.4.2.-klassifikaciya-rynochnyh-situacij)

## ДОДАТКИ

## ДОДАТОК А

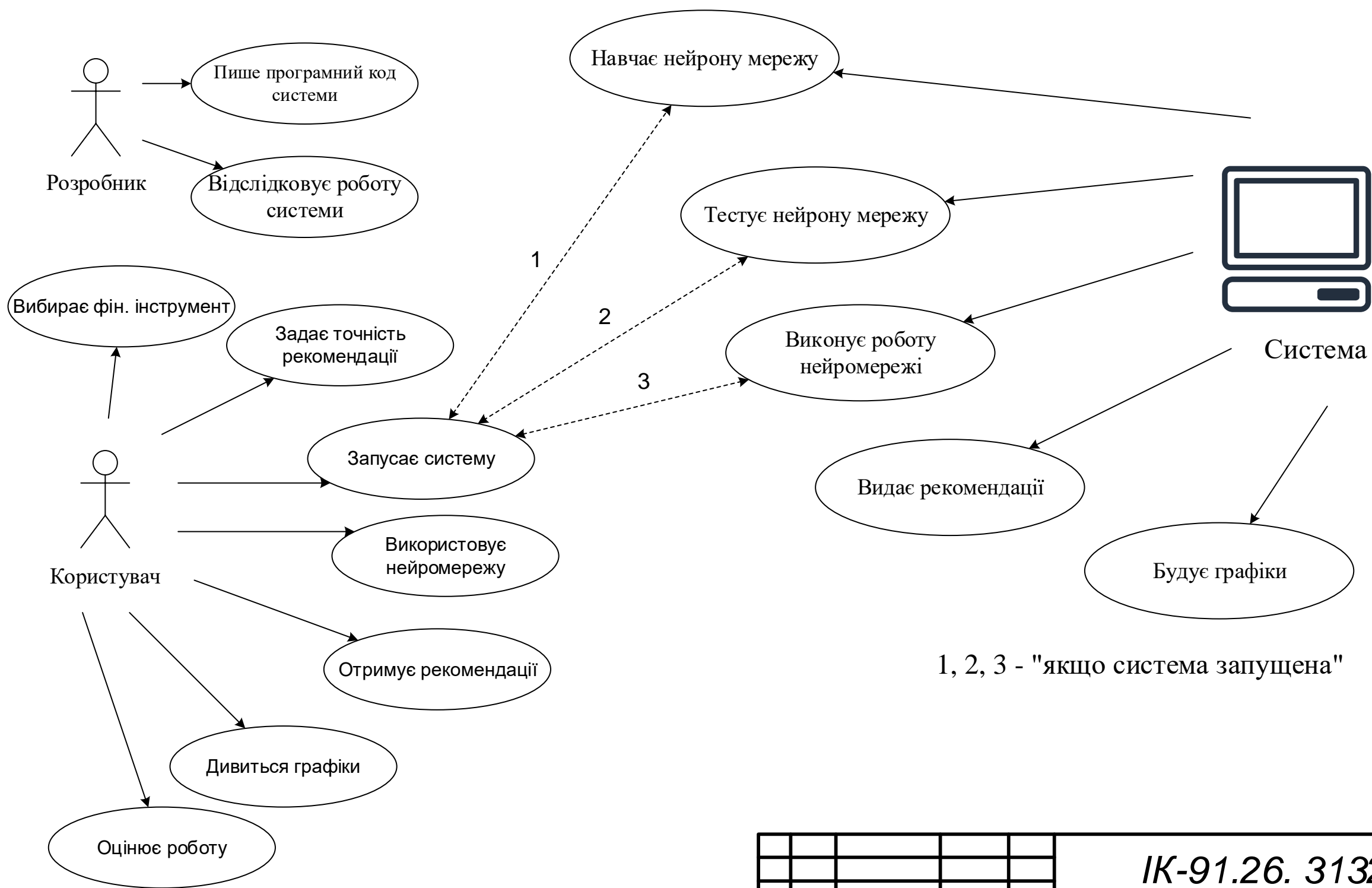
ER діаграма бази даних



					ІК-91.26. 3132.002 ВЗ									
					ER діаграма бази даних					Літ.		Маса	Мірило	
Зм.	Лист	№ докум	Підпис	Дата										
Розроб.		Песоцький О.В.												
Перев.		Мелкумян К.Ю.												
										Лист 1		Листів 1		
					Кафедра Технічної кібернетики					Група ІК-91мп				
Н.контр		Пасько В.П												
Затв.		Пархомей І.Р.												

## ДОДАТОК Б

### Діаграма прецедентів

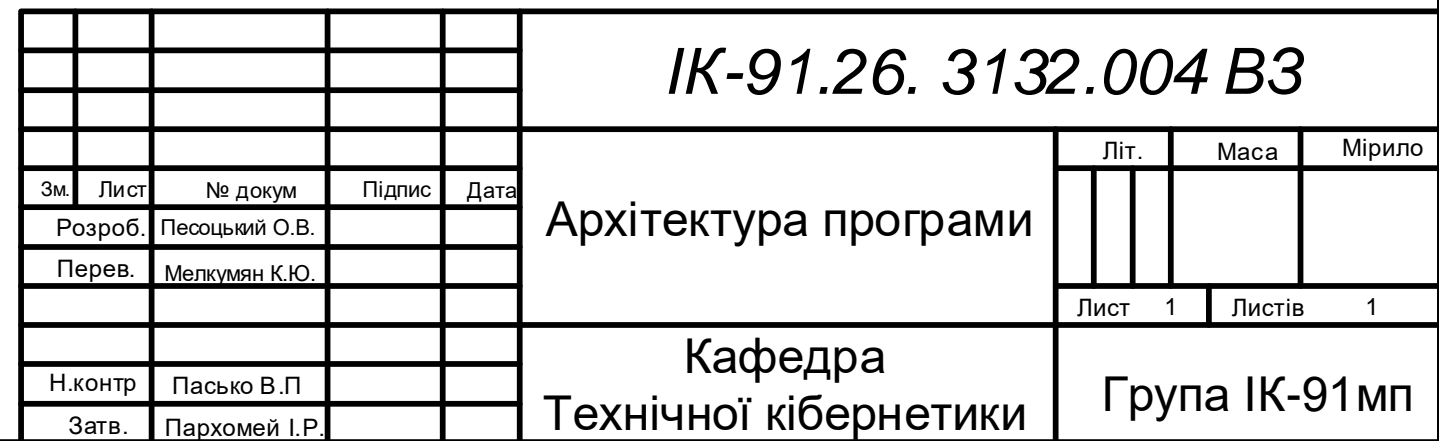


1, 2, 3 - "якщо система запущена"

Підпис і дата	
Інв. № дубл.	
Взам. інв. №	
Підпис і дата	
Інв. № ориг.	

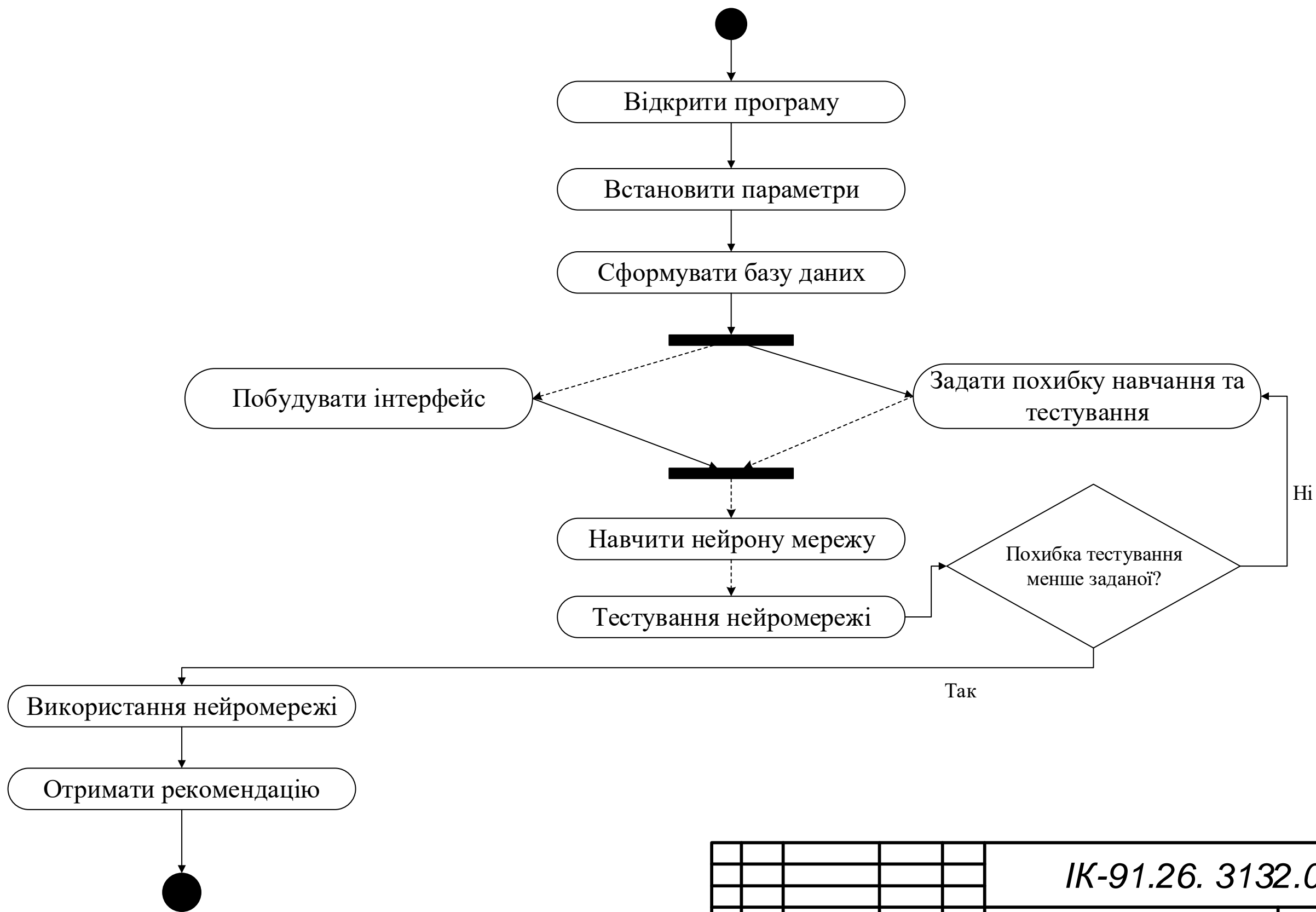
					ІК-91.26. 3132.003 ВЗ									
					Діаграма прецедентів					Літ.		Маса	Мірило	
Зм.	Лист	№ докум	Підпис	Дата										
Розроб.	Песоцький О.В.													
Перев.	Мелкумян К.Ю.													
						Лист		1	Листів		1			
Н.контр	Пасько В.П				Кафедра Технічної кібернетики					Група ІК-91мп				
Затв.	Пархомей І.Р.													

ДОДАТОК В  
Архітектура ІСППР





ДОДАТОК Г  
Діаграма діяльності

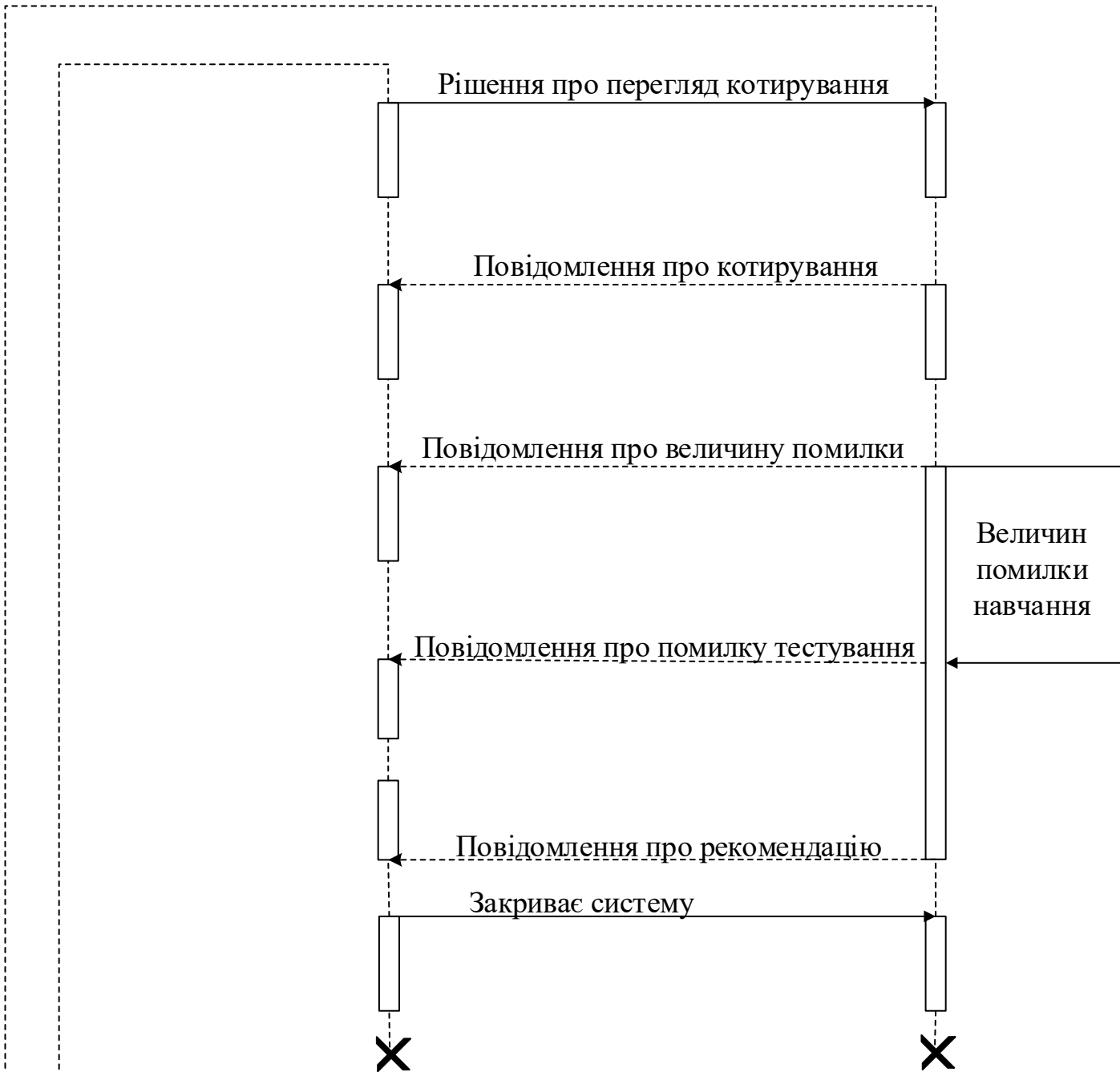


Підпис і дата	Інв. № дубл.	Взам. інв. №	Підпис і дата	Інв. № ориг.

						ІК-91.26. 3132.005 ВЗ							
						Діаграма діяльності	Літ.		Маса		Мірило		
Зм.	Лист	№ докум	Підпис	Дата									
Розроб.		Песоцький О.В.											
Перев.		Мелкумян К.Ю.											
							Лист 1		Листів 1				
Н.контр		Пасько В.П				Кафедра Технічної кібернетики						Група ІК-91мп	
Затв.		Пархомей І.Р.											

## ДОДАТОК Г

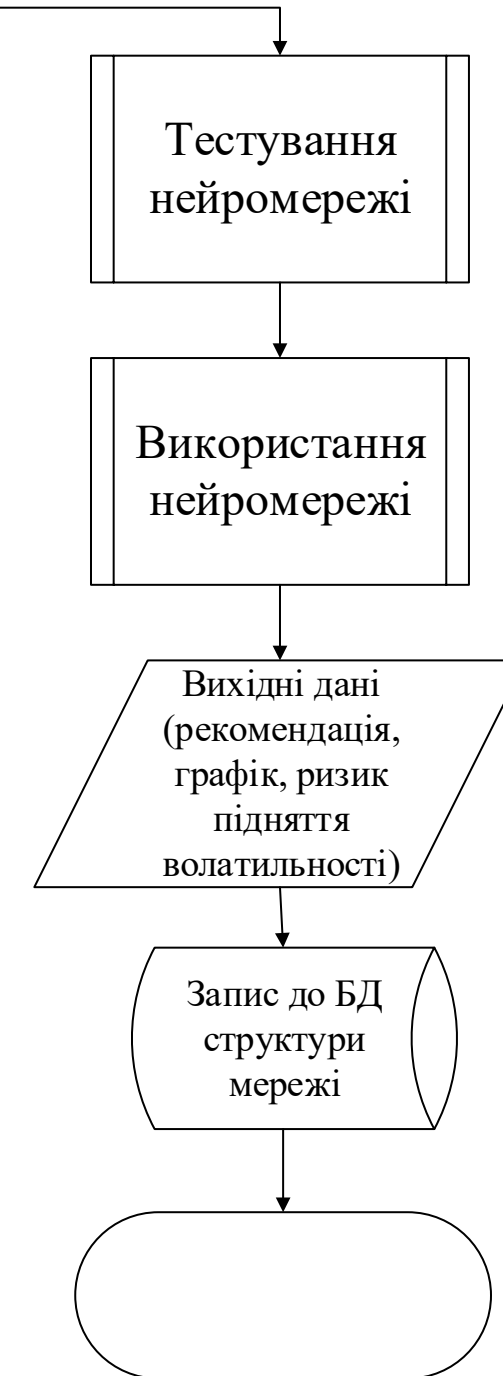
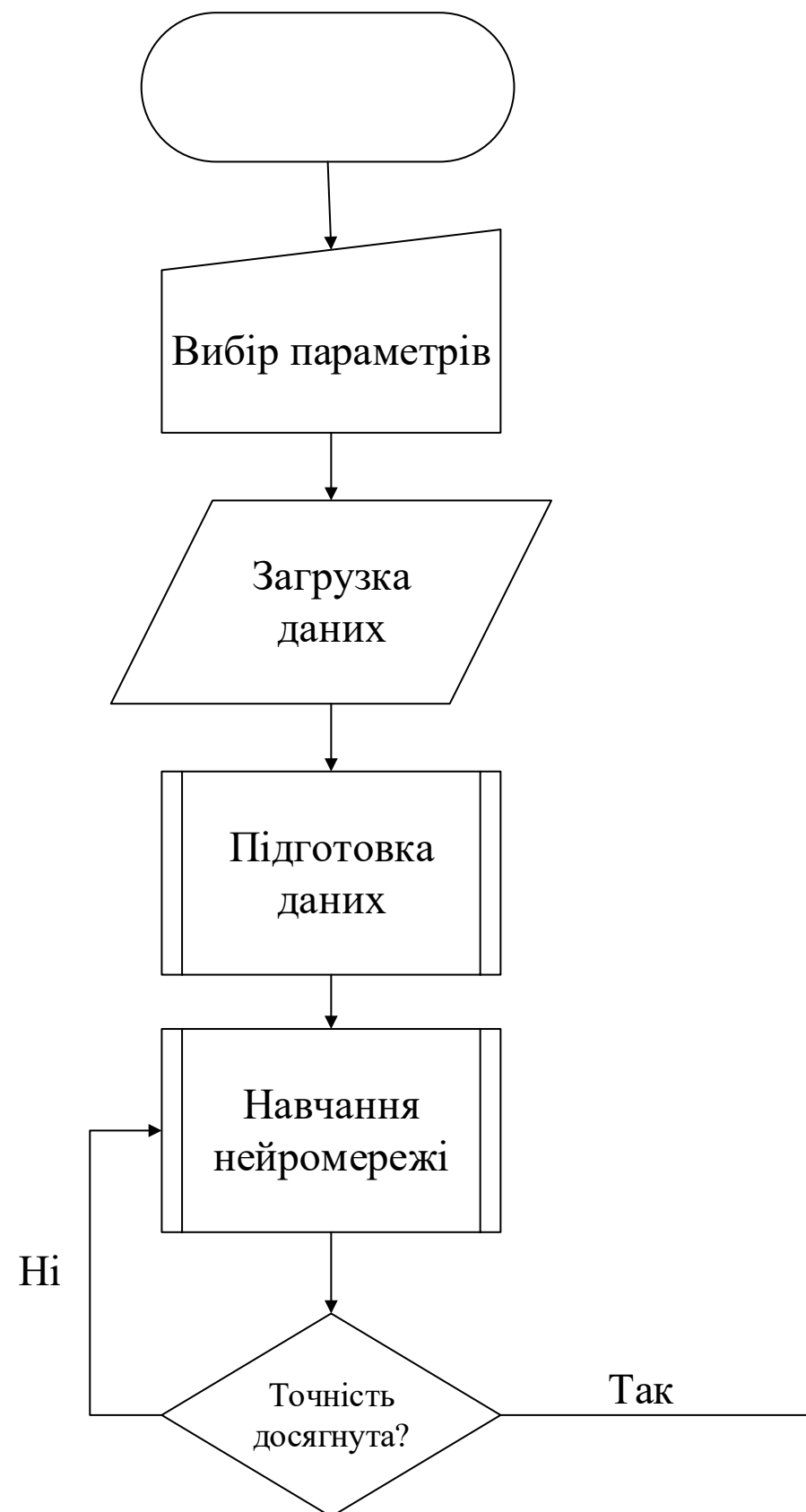
### Діаграма послідовностей



					ІК-91.26. 3132.006 ВЗ					
					Діаграма послідовностей	Літ.			Маса	Мірило
Зм.	Лист	№ докум	Підпис	Дата						
Розроб.	Песоцький О.В.									
Перев.	Мелкумян К.Ю.									
					Кафедра Технічної кібернетики	Лист 1			Листів 1	
Н.контр	Пасько В.П					Група ІК-91мп				
Затв.	Пархомей І.Р.									

ДОДАТОК Д

Блок-схема функціонування системи



					ІК-91.26. 3132.007 ВЗ										
					Блок-схема функціонування системи					Літ.		Маса		Мірило	
Зм.	Лист	№ докум	Підпис	Дата											
Розроб.	Песоцький О.В.														
Перев.	Мелкумян К.Ю.														
					Кафедра Технічної кібернетики					Лист 1		Листів 1			
Н.контр	Пасько В.П														
Затв.	Пархомей І.Р.														

## ДОДАТОК Е

### Результати перевірки на унікальність



91мп\_Песоцький\_Олександр

Uploaded: 12/10/2020 | Checked: 12/10/2020

● Matches ● Citation ● Reference ● Character replacement

3.1%

Matches

0%

Citations

0%

References

Matches

Web sources

132

1	<b>openarchive.nure.ua</b> <a href="https://openarchive.nure.ua/bitstream/document/10929/1/2019_M_BIT_Smimov.pdf">https://openarchive.nure.ua/bitstream/document/10929/1/2019_M_BIT_Smimov.pdf</a>	0.79%
2	<b>uk.x-pdf.ru</b> <a href="http://uk.x-pdf.ru/5tehnicheskie/266023-1-tehnologii-shluchnogo-intelektu-2-kompyuterni-tehnologii-intelektualnogo-analizu...">http://uk.x-pdf.ru/5tehnicheskie/266023-1-tehnologii-shluchnogo-intelektu-2-kompyuterni-tehnologii-intelektualnogo-analizu...</a>	0.54%
3	<b>ahv.kpi.ua</b> <a href="https://ahv.kpi.ua/wp-content/uploads/KMIAD_PR.pdf">https://ahv.kpi.ua/wp-content/uploads/KMIAD_PR.pdf</a>	0.45%
4	<b>ahv.kpi.ua</b> <a href="https://ahv.kpi.ua/wp-content/uploads/KMIAD_PR1.pdf">https://ahv.kpi.ua/wp-content/uploads/KMIAD_PR1.pdf</a>	0.45%
5	<b>cad.kpi.ua</b> <a href="https://cad.kpi.ua/attachments/093_2017dm_Popeliasev.pdf">https://cad.kpi.ua/attachments/093_2017dm_Popeliasev.pdf</a>	0.4%
6	<b>praci.vntu.edu.ua</b> <a href="https://praci.vntu.edu.ua/index.php/praci/article/download/105/104">https://praci.vntu.edu.ua/index.php/praci/article/download/105/104</a>	0.39%
7	<b>ir.lib.vntu.edu.ua</b> <a href="https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4396/104.pdf?sequence=3&amp;isAllowed=y">https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4396/104.pdf?sequence=3&amp;isAllowed=y</a>	0.39%
8	<b>ukrbukva.net</b> <a href="https://ukrbukva.net/page,7,92577-Metodika-razrobki-programnogo-produkta-dlya-poiska-prichin-v-izmeneniyah-trendo...">https://ukrbukva.net/page,7,92577-Metodika-razrobki-programnogo-produkta-dlya-poiska-prichin-v-izmeneniyah-trendo...</a>	0.34%
9	<b>ppt-online.org</b> <a href="https://ppt-online.org/270470">https://ppt-online.org/270470</a>	0.28%
10	<b>en.ppt-online.org</b> <a href="https://en.ppt-online.org/270470">https://en.ppt-online.org/270470</a>	0.28%